

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد حنبل بالبيضاء
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière : Automatique & Système

Spécialité : Automatique

présenté par :

Dekhli Hanaa Farah & Belattoui Fatma Zohra

Etude et implémentation de la technique d'identification paramétrique en boucle fermée : Application au signal de parole

Proposé par :

Mr. MADDI Abdelkader

Année Universitaire 2020-2021

Remerciements

Elssalam alikom.

Tout d'abord, nous tenons à remercier DIEU LE TOUT PUISSANT, qui nous a donné le courage et la volonté pour terminer ce travail.

A notre promoteur Mr : AEK MADDI pour nous avoir encadrés durant notre projet de fin d'étude et nous conseillé tout le long de notre travail, pour ses remarques, son écoute et sa patience pendant la réalisation de ce mémoire

A nos enseignants : on tient tout d'abord à remercier tous les professeurs de l'année théorique pour leurs enseignements et formations constructifs et tous ceux qui nous ont soutenu de près ou de loin durant ces dernières années.

A membres de jury : nous remercions les membres de jury qui ont fait l'honneur d'examiner notre travail

A nos familles : merci à nos deux familles pour leurs soutiens durant toutes nos années d'études, nos chers parents, on ne pourra jamais vous remercier assez.

A nos amies : merci pour l'aide et leurs encouragements.

ملخص:

كلمات المفاتيح: تحديد الأبعاد. الضوضاء البيضاء. الصوت الإنساني.

Résumé : Ce travail s'inscrit dans le cadre du développement et implémentation sous MATALAB de la technique d'identification paramétrique en boucle fermée dont le but est l'identification des paramètres inconnus d'un processus physique, où nous supposons que le modèle obtenu est un prédicteur, c'est à dire qu'il permet de calculer la sortie à l'instant présent en fonction des entrées et des sorties réelles aux instants précédents. La méthode utilisée est celle de la méthode des moindres carrés réursive appliquée aux modèles stochastiques ARX, ARMAX, BJ et OE. Elle consiste à déterminer en premier lieu, d'une façon réursive, un prédicteur linéaire, pour identifier les paramètres du système physique basée sur le blanchissement de l'erreur de prédiction. Ensuite, pour tester les performances de la méthode utilisée, et l'influence du nombre de paramètres inconnus à identifier, plusieurs tests de simulations doivent être effectués en boucle ouverte et en boucle fermée sur des systèmes stables et instable. Enfin, nous proposons une application pratique de cette méthode au signal de parole.

Mots clés : Identification paramétrique, Boucle fermée, Algorithme adaptatif, Erreur de prédiction, Signal de parole.

Abstract : This work is part of the development and implementation in MATALAB of the closed-loop parametric identification technique whose purpose is the identification of unknown parameters of a physical process, where we will assume that the model obtained is a predictor, i.e. it allows to calculate the output at the present moment according to the actual inputs and outputs at the previous moments. The method used is the recursive method of least squares applied to the STOCHASTIC MODELS ARX, ARMAX, BJ and OE. It consists in determining in the first place, in a recursive way, a linear predictor, to identify the parameters of the physical system based on the bleaching of the prediction error. Then, to test the performance of the method used, and the influence of the number of unknown parameters to be identified, several simulation tests must be performed in open loop and closed loop on stable and unstable systems. Finally, we propose a practical application of this method to the speech signal.

Keywords : Identification; Prediction; ARMAX model; Output error; Word

Listes des acronymes et abréviations

AR	Auto Régressif
ARX	Auto-Regressive with eXogenous inputs
ARMAX	Auto-Regressive Moving Average with eXogenous inputs
BJ	Box-Jenkins
LMS	Learning Management System
LP	Linear Prédiction
MCO	Moindres Carrés Ordinaire
MCR	Moindres Carrées Réursive
OE	Output Error
SBPA	La Séquence Binaire Pseudo Aléatoire
t	temps (discret)

Table des matières

Remerciement	
Résumé	
Listes des acronymes et abréviation	
Liste des figures	
Liste des tableaux	
Introduction générale.....	1

Chapitre 1 :

Généralités sur l'identification des systèmes

1.1	Introduction.....	3
1.2	Identification paramétrique basée sur l'erreur de sortie.....	3
1.3	Etapas d'identification.....	4
1.3.1	Acquisition des entrées et sorties.....	4
a.	Bruit blanc.....	4
b.	Séquence binaire pseudo aléatoire (SBPA).....	4
1.3.2	Choix de la complexité du modèle.....	5
1.3.3	Estimation des paramètres du modèle.....	5
1.3.4	Algorithme d'identification récursif.....	5
1.3.5	Validation du modèle.....	6
1.4	Identification paramétrique basée sur la prédiction.....	6
1.5	Algorithmes d'identification.....	7
1.5.1	Méthode des moindres carrés.....	8
1.5.2	Méthode des variables instrumentales.....	8
1.5.3	Méthode du gradient stochastique.....	8
1.5.4	Méthode de Newton stochastique.....	8
1.6	Conclusion.....	9

Chapitre 2 :
Identification en boucle fermée

2.1	Introduction.....	10
2.2	Identification en boucle ouverte.....	10
2.2.1	Modèle ARX.....	11
2.2.2	Modèle ARMAX.....	13
2.2.3	Modèle de Box-Jenkins (BJ).....	15
2.2.4	Modèle de l'erreur de sortie (OE).....	16
2.3	Méthode des moindres carrés.....	18
2.3.1	Méthode des moindres carrés récursive (MCR).....	19
2.3.2	Méthode des moindres carrés avec un facteur d'oubli.....	20
2.4	Identification paramétrique en boucle fermée.....	22
2.4.1	Introduction.....	22
2.4.2	La méthode directe.....	23
2.4.3	La méthode indirecte.....	23
2.4.4	La méthode de Joint Input-Output.....	24
2.5	Conclusion.....	24

Chapitre 3 :
Modélisation de la parole et notions de bruit

3.1	Introduction.....	26
3.2	Le mécanisme de phonation.....	26
3.3	Notions sur le signal de parole.....	27
3.4	Description du signal vocal.....	28
3.5	Détection de la fréquence fondamentale.....	28
3.6	Caractéristiques du signal de parole.....	28
3.6.1	Les sons voisés.....	29
3.6.2	Les sons non voisés.....	29
3.6.3	La fréquence fondamentale.....	29

3.7	Classification des sons.....	29
3.8	Modèle de production de la parole.....	31
3.9	Modélisation du signal de la parole.....	33
3.10	Notions de bruits.....	34
3.10.1	Bruit blanc.....	34
3.10.2	Séquence Binaire Pseudo Aléatoire (SBPA).....	35
3.10.3	Bruit coloré.....	35
3.11	Conclusion.....	35

Chapitre 4 :

Simulation et interprétation des résultats

4.1	Introduction.....	36
4.2	Etape de simulation.....	36
4.2.1	Choix des paramètres de système.....	36
4.2.2	Choix de signaux de système.....	36
4.2.3	Identification paramétrique du modèle	
4.2.4	Test de validation	
4.3	Identification en Boucle ouverte.....	37
4.3.1	Système stable.....	37
a.	Schéma d'un système d'identification en boucle ouverte.....	37
b.	Résultat de simulation par la méthode MCR.....	38
4.3.2	Système instable.....	39
4.4	Identification en Boucle fermée.....	41
4.4.1	Système stable.....	41
a.	Schéma d'un système d'identification par la méthode directe.....	41
b.	Résultats de simulation en boucle fermée par la méthode directe.....	42

c.	Schéma d'un système d'identification par la méthode indirecte.....	43
d.	Résultats de simulation en boucle fermée par la méthode indirecte.....	44
4.4.2	Système instable.....	45
a.	Résultats de simulation en boucle fermée par la méthode directe.....	46
b.	Résultats de simulation en boucle fermée par la méthode indirecte.....	47
4.5	Application au signal de parole.....	48
4.6	Conclusion.....	51
Conclusion générale.....		52
Bibliographie.....		54

Liste des figures

<i>Figure 1.1.</i> Schéma d'identification paramétrique basée sur l'erreur de sortie.....	4
<i>Figure 1.2.</i> Séquence binaire pseudo-aléatoire.....	5
<i>Figure 1.3.</i> Schéma d'identification basée sur la prédiction.....	6
<i>Figure 2.1.</i> Schéma d'identification basée sur la prédiction.....	10
<i>Figure 2.2.</i> Structure du modèle hypothèse ARX.....	11
<i>Figure 2.3.</i> Structure du modèle hypothèse ARMAX.....	12
<i>Figure 2.4.</i> Structure du modèle hypothèse BJ.....	14
<i>Figure 2.5.</i> Structure du modèle hypothèse OE.....	16
<i>Figure 2.6.</i> Identification des systèmes en boucle fermée.....	21
<i>Figure 3.1.</i> Représentation de l'appareil phonatoire humain.....	26
<i>Figure 3.2.</i> Segments de sons voisés et non voisés avec leurs spectres.....	29
<i>Figure 3.3.</i> Modèle simplifié de production de la parole.....	31
<i>Figure 3.4.</i> L'analogie entre le modèle physique et le modèle acoustique.....	31
<i>Figure 3.5.</i> Modélisation source-filtre.....	32
<i>Figure 3.6 :</i> Conduit vocal.....	33
<i>Figure 4.1.</i> Modèle du 2eme ordre en B.O.....	36
<i>Figure 4.2.</i> Signal de sortie de modèle du 2eme ordre en B.O.....	36
<i>Figure 4.3.</i> Simulation de système stable de 2eme ordre en B.O.....	37
<i>Figure 4.4.</i> Simulation de système instable de 2eme ordre en B.O.....	38
<i>Figure 4.5.</i> Modèle du 2eme ordre en B.F (Méthode directe)	39
<i>Figure 4.6</i> Signal de sortie de système en B.F (la méthode directe)	39
<i>Figure 4.7.</i> Simulation de système stable en B.F (méthode directe)	40
<i>Figure 4.8.</i> Modèle du 2eme ordre en B.F (Méthode indirecte)	40
<i>Figure 4.9.</i> Signal de sortie en B.F (la méthode indirecte)	40
<i>Figure 4.10.</i> Simulation de système stable en B.F (méthode indirecte)	41
<i>Figure 4.11.</i> Simulation de système instable en B.F (méthode directe)	42
<i>Figure 4.12.</i> Simulation de système instable en B.F (méthode indirecte)	43
<i>Figure 4.13.</i> Représentation d'un signal de parole.....	44
<i>Figure 4.14.</i> Fonction des paramètres de signal de parole.....	45
<i>Figure 4.15.</i> Fonction des paramètres de signal de parole.....	46

Liste des tableaux

Tableau 4.1. Estimation des paramètres du signal de parole ($n_p=10$).

Tableau 4.2. Estimation des paramètres du signal de parole ($n_p=8$).

Introduction générale

L'intérêt des méthodes d'identification paramétrique fait l'objet de nombreux développements ces dernières années. La technique d'identification par la méthode des moindres carrés est la plus communément utilisée en pratique, et la régression linéaire est essentielle à la compréhension de tout ce qui suit dans le domaine de contrôle et d'identification des systèmes.

L'utilisation des méthodes d'identification traditionnelles conduit souvent à des estimations biaisées. C'est pourquoi, le problème d'identification de systèmes dans un contexte bruité est reconnu pour être beaucoup plus délicat à traiter et reste encore largement ouvert. En outre, les récentes évolutions technologiques pour l'acquisition de données permettent aujourd'hui d'envisager le développement de nouvelles techniques de modélisation et d'identification des systèmes physiques.

Pour les processus complexes, il est nécessaire d'utiliser des modèles mathématiques. L'utilisation de modèles mathématiques est inhérente à tous les domaines des techniques de l'ingénieur et de la physique. Elle aide à la conception des systèmes et est un instrument de simulation et de prédiction qui est très largement utilisé dans tous les domaines, y compris dans des activités non techniques comme l'écologie, l'économie, la sociologie ou la biologie.

L'objectif de l'identification est alors de fournir une estimation des paramètres du modèle mathématique du système considéré afin de le simuler, de le commander ou de détecter un défaut de fonctionnement. En automatique, on distingue deux méthodes pour l'identification paramétrique des systèmes :

- Identification paramétrique en boucle ouverte
- Identification paramétrique en boucle fermée

Dans ce mémoire de projet fin d'étude, nous nous sommes intéressés à l'étude et implémentation de la technique d'identification paramétrique en boucle fermée basé sur la prédiction.

Le premier chapitre de ce mémoire porte sur les généralités de l'identification des systèmes pour bien comprendre les limites de la démarche et les différentes étapes de la modélisation et identification des systèmes, ainsi les différents types d'algorithmes d'identification.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons une étude détaillée sur l'identification en boucle ouverte et en boucle fermée. Notons que, le principe de ces méthode et la structure du modèle hypothèse sont bien expliqués dans ce chapitre, où nous supposerons que le modèle obtenu est un prédicteur, c'est à dire qu'il permet de calculer la sortie à l'instant présent en fonction des entrées et des sorties réelles aux instants précédents. De ce fait, il est très important de faire des hypothèses sur la structure du modèle. En particulier, il existe quatre modèles linéaires, les plus couramment utilisés.

Le troisième chapitre est consacré au mécanisme de phonation, les notions sur le signal de parole, la description du signal vocal avec la détection de la fréquence, les caractéristiques du signal de parole ainsi que sa modélisation acoustique et la classification des sons avec le modèle de production de la parole et les notions de bruit.

Dans le quatrième chapitre, nous allons faire plusieurs tests de simulation en langage MATLAB & SIMULINK par l'algorithme des moindres carrés récurrente (RLS) en boucle ouverte et en boucle fermée, ensuite nous allons faire une application de cet algorithme pour identifier les paramètres du modèle de production du signal de parole. Notons que, les paramètres de ce modèle sont ceux des générateurs et filtres qui les constituent. Le modèle Autorégressif (AR) est l'exemple le plus utilisé.

En conclusion, ce mémoire de fin d'étude a permis d'étudier et tester les performances de la méthode d'identification paramétrique en boucle fermée, et nous y mettons l'accent aussi sur les futures recherches s'inscrivant dans le prolongement de ce travail et à mener ultérieurement. Un second objectif porte sur l'extension des méthodes précédentes au cas des modèles non linéaires dans un contexte bruité. Finalement, Nous espérons que notre travail va enrichir la recherche du domaine d'identification des systèmes linéaires.

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter un aperçu des méthodes d'identification qui existent. Néanmoins, cela nous donne quelques outils pour identifier les paramètres du système et pour montrer toute la complexité avec des processus stochastiques. En effet, la modélisation de ces derniers n'est pas toujours évidente, et ensuite le choix des modèles hypothèses pour assurer une bonne identification n'est pas aisé par rapport aux modèles déterministes. Il existe deux méthodes d'identification :

- Identification basée sur l'erreur de sortie
- Identification basée sur l'erreur de prédiction

1.2 Identification paramétrique basée sur l'erreur de sortie

Le principe de cette méthode d'identification est illustré sur la Figure 1.1. Le modèle est une fonction du vecteur paramètres θ . Il s'agit alors de déterminer les caractéristiques dynamiques du système, c'est-à-dire, à ajuster les paramètres inconnus du modèle de manière à ce que celui-ci décrive au mieux le fonctionnement du système.

La recherche des paramètres optimaux $\hat{\theta}$ se fait à travers un algorithme d'optimisation (par exemple l'algorithme du Gradient, Newton et algorithmes génétiques etc.). [1]

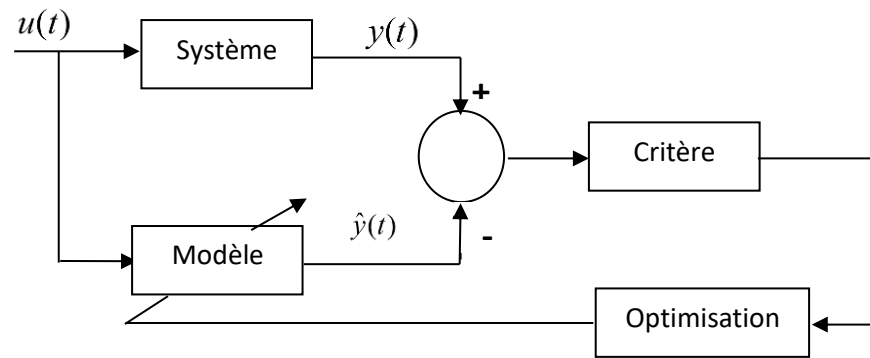


Figure 1.1. Schéma d'identification paramétrique basée sur l'erreur de sortie.

1.3 Etapes d'identification

Pour parvenir à un bon modèle, nous devons généralement suivre quatre étapes [2]

:

1.3.1 Acquisition des entrées et sorties

Il s'agit essentiellement de bien choisir les signaux d'excitation avec une densité spectrale homogène couvrant l'ensemble de la bande passante du procédé à identifier. En pratique, nous utilisons deux catégories de signaux de tests :

- Les signaux déterministes tel que l'échelon, la sinusoïde etc., ces signaux sont décrits par une fonction de temps.
- Les signaux aléatoires, complètement décrits par leurs propriétés statistiques, un des signaux les plus utilisés pour l'identification est la séquence binaire pseudo aléatoire.

a Bruit blanc

Un bruit blanc (que nous supposons de moyenne nulle) est un signal aléatoire dont les échantillons successifs sont des variables aléatoires non corrélées. Il s'ensuit que la fonction d'auto-corrélation est nulle partout sauf à l'origine, et la densité spectrale de puissance d'un bruit blanc est donc constante. Un bruit blanc est donc physiquement un signal composé en proportions égales de composantes toutes les fréquences (tout comme une lumière blanche est composée d'ondes lumineuses dans tout le spectre visible).

b Séquence binaire pseudo aléatoire (SBPA)

A titre d'exemple, de fonctions MATLAB pour générer la séquence binaire pseudo aléatoire est donc directement utilisable :

```
subplot(2,1,1);  
mad=plot(rand(1,100));set(mad,'LineWidth',2);  
  
title('bruit blanc uniforme');  
  
subplot(2,1,2); mad=plot(randn(1,100));  
set(mad,'LineWidth',2);  
  
title('bruit blanc gaussien');
```

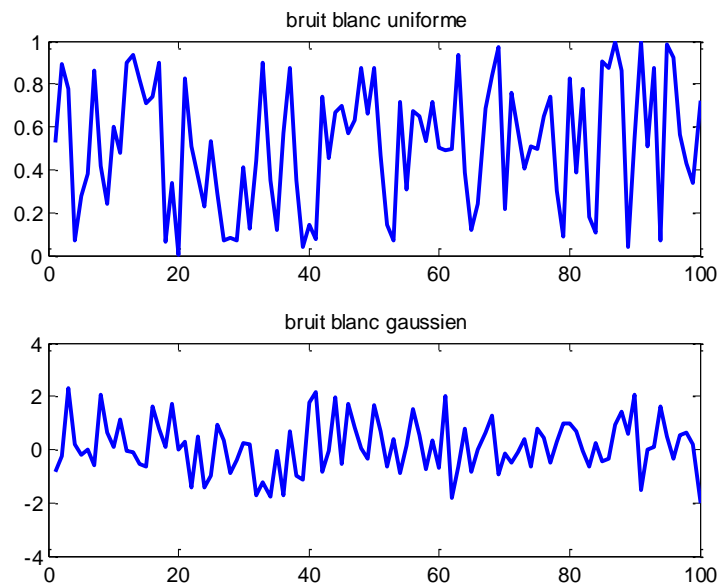


Figure 1.2. Séquence binaire pseudo-aléatoire.

1.3.2 Choix de la complexité du modèle

Le problème typique rencontré dans le cas du modèle paramétrique est le choix de l'ordre des polynômes (numérateurs, dénominateurs) de la fonction de transfert. Ce choix de la complexité peut se faire par une procédure essai et erreur. On peut maintenant disposer des algorithmes qui estiment à partir des données, la complexité du modèle.

1.3.3 Estimation des paramètres du modèle

Une fois la complexité du modèle est fixée, nous pouvons estimer les paramètres du modèle de façon à minimiser un critère de performance. La qualité de cette estimation dépendra de la méthode choisie, et de l'information contenue dans les données d'entrée/sortie.

1.3.4 Algorithme d'identification récursif

Les paramètres estimés par les algorithmes récursifs sont optimisés progressivement en utilisant chaque fois une seule paire de données entrée-sortie. Les algorithmes récursifs permettent une identification en temps réel avec une taille de mémoire réduite.

1.3.5 Validation du modèle

Cette étape est certainement la plus importante lors d'une identification. Elle consiste à accepter ou rejeter le modèle obtenu. Le rejet d'un modèle qui ne répond pas à ses objectifs remet en cause l'ensemble des étapes déjà citées. On peut citer deux méthodes de validations : Méthode de blanchissement de l'erreur de prédiction, et la méthode de décorrélation de l'erreur de prédiction.

1.4 Identification paramétrique basée sur la prédiction

Le principe de cette méthode est bien expliqué sur la Figure 1.3, où nous supposons que le modèle obtenu est un prédicteur, c'est à dire qu'il permet de calculer la sortie à l'instant k en fonction des entrées et des sorties réelles aux instants précédents.

[1]

On cherche alors à identifier les paramètres d'un modèle linéaire discret sous une forme générale. De ce fait, il est très important de faire des hypothèses sur la structure du modèle.

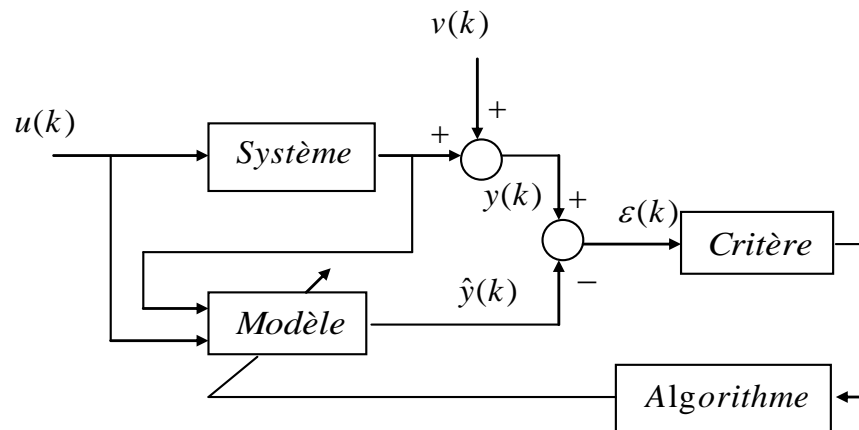


Figure 1.3. Schéma d'identification basée sur la prédiction.

Le logiciel MATLAB propose donc toute une série d'outils d'aide à l'identification des systèmes. En particulier, il existe quatre modèles linéaires, les plus couramment utilisés sont :

- Modèle ARX (Auto-Regressive with eXogenous inputs)
- Modèle ARMAX (Auto-Regressive Moving Average with eXogenous inputs)
- Modèle OE (Output Error)
- Modèle BJ (Box-Jenkins)

1.5 Algorithmes d'identification

Dans cette section, nous nous sommes intéressés plus particulièrement, à l'identification paramétrique par les algorithmes suivants :

- Méthode des moindres carrés
- Méthode des variables instrumentales
- Méthode du gradient stochastique
- Méthode de Newton stochastique

1.5.1 Méthode des moindres carrés

La méthode des moindres carrés est basée sur la minimisation d'une fonction quadratique J qui représente la somme des carrés des erreurs, définie comme étant la différence entre la sortie du système et la sortie du modèle.[3]

1.5.2 Méthode des variables instrumentales

Théoriquement, les erreurs de prédiction d'un bon modèle ne sont pas corrélées avec les données, quelque soient les sous-ensembles finis de données $\zeta^{(k)}$. Comme on l'a vu, un bon modèle ne doit pas être corrélé avec les données passées. On peut donc essayer de trouver une solution avec un vecteur de corrélation $\zeta^{(k)}$ plus général. La qualité de l'estimation par la méthode des variables instrumentales dépend essentiellement du choix de $\zeta^{(k)}$.

1.5.3 Méthode du gradient stochastique

La méthode du gradient est simple et facile à mettre en œuvre. Elle permet de diminuer rapidement la valeur du critère lorsque le point initial est situé loin du point recherché. Cependant, l'utilisation d'informations du premier ordre uniquement rend la convergence très lente au voisinage de ce point.

L'algorithme LMS introduit par Widrow en 1970 est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe. L'algorithme LMS est certainement l'algorithme adaptatif le plus populaire qui existe en raison de sa simplicité. Il pilote les paramètres du modèle ajustable de prédiction à partir des informations recueillies sur le système à chaque pas d'échantillonnage. L'objectif de l'algorithme du gradient stochastique est de minimiser un critère quadratique en termes d'erreur de prédiction.[3]

1.5.4 Méthode de Newton stochastique

L'algorithme de Newton stochastique est désigné pour l'identification des paramètres du processus physique. Il permet de minimiser l'erreur d'une manière plus efficace. Cet algorithme est utilisé dans plusieurs applications du traitement de signal.[3]

1.6 Conclusion

La technique d'identification par la méthode des moindres carrés est la plus communément utilisée en pratique, et la régression linéaire est essentielle à la compréhension de tout ce qui suit dans le domaine d'identification des processus.

Bien que la méthode des moindres carrés apporte de nombreux avantages, elle peut également présenter des inconvénients. L'un des principaux inconvénients est qu'elle nous donne des estimations biaisées si l'erreur de prédiction est corrélée avec les données passées. Une solution est proposée pour soulever le problème du biais est celle de la méthode des variables instrumentales.

En conclusion, l'identification des paramètres d'un système peut se faire en de multiples étapes en alternant les méthodes (moindres carrés, variables instrumentales, etc.) et les modèles (ARX, ARMAX, etc.).

Chapitre 2 Identification paramétrique des systèmes en boucle fermée

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter un aperçu des méthodes d'identification qui existent. Néanmoins, cela nous donne quelques outils pour identifier les paramètres du système et pour montrer toute la complexité avec des processus stochastiques. En effet, la modélisation de ces derniers n'est pas toujours évidente, et ensuite le choix des modèles hypothèses pour assurer une bonne identification n'est pas aisé par rapport aux modèles déterministes. Il existe deux méthodes d'identification :

- Identification paramétrique basée sur l'erreur de prédiction en boucle ouverte
- Identification paramétrique basée sur l'erreur de prédiction en boucle fermée

2.2 Identification paramétrique en boucle ouverte

Dans cette partie, nous nous sommes intéressés plus particulièrement à l'identification basée sur l'erreur de prédiction. Le principe de cette méthode est bien expliqué sur la Figure 2.1, où nous supposons que le modèle obtenu est un prédicteur, c'est à dire qu'il permet de calculer la sortie à l'instant k en fonction des entrées et des sorties réelles aux instants précédents. [1]

On cherche alors à identifier les paramètres d'un modèle linéaire discret sous la forme générale :

$$y(k) = G(z)u(k) + v(k) \quad (2.1)$$

où $u(k)$, $y(k)$ et $v(k)$ l'entrée, la sortie et le bruit de sortie du système respectivement.

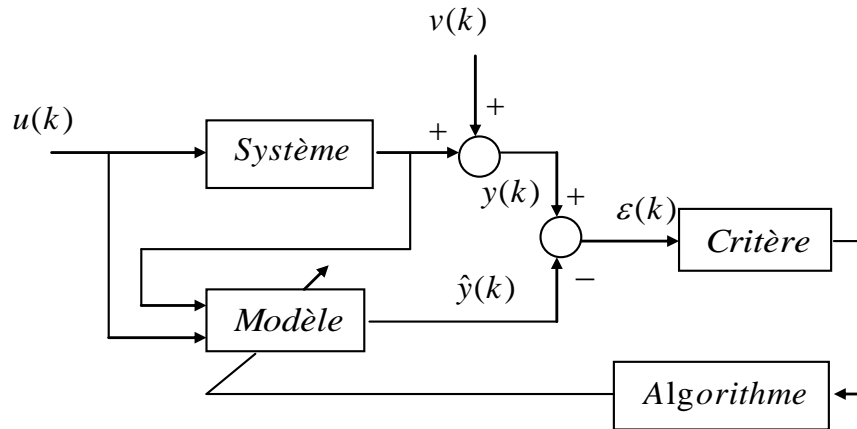


Figure 2.1. Schéma d'identification basée sur la prédiction.

De ce fait, il est très important de faire des hypothèses sur la structure du modèle, c'est-à-dire sur la forme de $G(z)$ et du bruit $v(k)$. En particulier, il existe quatre modèles linéaires, les plus couramment utilisés sont :

- Modèle ARX (Auto-Regressive with eXogenous inputs)
- Modèle ARMAX (Auto-Regressive Moving Average with eXogenous inputs)
- Modèle OE (Output Error)
- Modèle BJ (Box-Jenkins)

2.2.1 Modèle ARX

Le modèle-hypothèse ARX est un modèle entrée-sortie défini par l'équation aux différences de la forme suivante [1]:

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) = b_1 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m) + e(k) \quad (2.2)$$

où $u(k)$ sont les entrées du système, $y(k)$ sont les sorties du système et $e(k)$ une séquence de nombres aléatoires indépendants d'espérance nulle et de variance σ^2 , généralement appelé un bruit blanc. Le modèle ci-dessus (éq.2.2) est souvent s'écrit sous la forme (voir Figure 2.2),

$$A(z)y(k) = B(z)u(k) + e(k) \quad (2.3)$$

avec, $A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}$ et $B(z) = b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}$

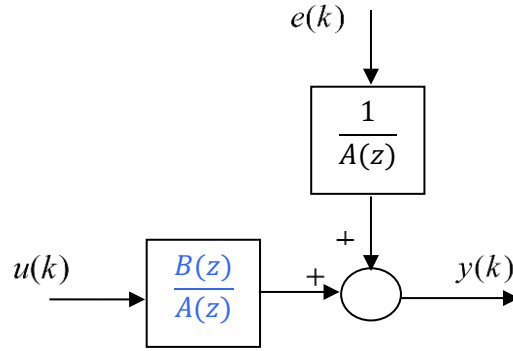


Figure 2.2. Structure du modèle hypothèse ARX.

Le prédicteur à un pas consiste à prédire la sortie à l'instant k sachant que la sortie et l'entrée sont connues aux instants précédents. L'estimation de la sortie est calculée par son espérance mathématique conditionnelle,

$$\hat{y}(k|k-1) = E[y(k)|k-1] \quad (2.4)$$

or,

$$y(k) = B(z)u(k) + e(k) + (1 - A(z))y(k) \quad (2.5)$$

En remplaçant dans l'équation (4), on obtient,

$$\hat{y}(k|k-1) = E\{B(z)u(k) + [e(k)|k-1] + [(1 - A(z))y(k)|k-1]\} \quad (2.6)$$

Comme $e(k)$ est un bruit blanc centré, l'équation (2.6) s'écrira,

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + (1 - A(z))y(k) \quad (2.7)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = \theta^T \varphi(k) \quad (2.8)$$

avec

$$\theta^T = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n, \ b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m] \quad (2.9)$$

$$\varphi^T = [-y(t-1) \ \dots \ -y(t-n), \ u(t-1) \ \dots \ u(t-m) \] \quad (2.10)$$

Le prédicteur défini par l'équation (2.8) est en particulier très simple à calculer car il représente une régression linéaire.

2.2.2 Modèle ARMAX

Le modèle-hypothèse ARMAX (Auto-Régressif à Moyenne Ajustée et à variables eXogènes) est un modèle entrée-sortie (voir Figure 2.3) de la forme [1] :

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) = b_1 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m) + e(k) + c_1 e(k-1) + \dots + c_p e(k-p) \quad (2.11)$$

On représente souvent ce modèle sous une forme plus pratique,

$$A(z)y(k) = B(z)u(k) + C(z)e(k) \quad (2.12)$$

avec, $A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}$, $B(z) = b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}$ et $C(z) = 1 + c_1 z^{-1} + \dots + c_p z^{-p}$

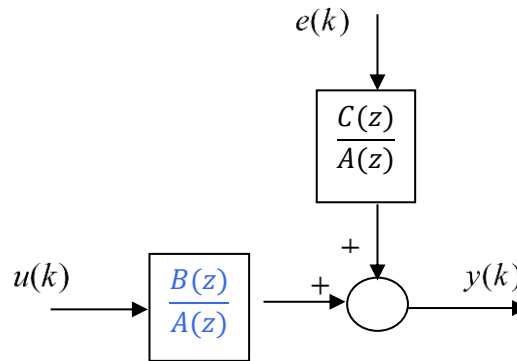


Figure 2.3. Structure du modèle hypothèse ARMAX.

On définit l'estimation de la sortie par son espérance mathématique conditionnelle :

$$\hat{y}(k|k-1) = E[y(k)|k-1] \quad (2.13)$$

or,

$$y(k) = B(z)u(k) + C(z)e(k) + (1 - A(z))y(k) \quad (2.14)$$

On remplace $y(k)$ par leur expression dans (2.14), et on en déduit la sortie estimée,

$$\hat{y}(k|k-1) = E\{B(z)u(k) + [C(z)e(k)|k-1] + [(1 - A(z))y(k)|k-1]\} \quad (2.15)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + E[C(z)e(k)|k-1] + (1 - A(z))y(k) \quad (2.16)$$

Il est donc très important de bien comprendre que le terme $E[C(z)e(k)|k-1]$ n'est pas nul, et non mesurable,

$$E[C(z)e(k)|k-1] = (C(z) - 1)e(k) \quad (2.17)$$

et,

$$e(k) = \frac{1}{C(z)} [A(z)y(k) - B(z)u(k)] \quad (2.18)$$

d'où

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + (C(z) - 1)e(k) + (1 - A(z))y(k) \quad (2.19)$$

En remplaçant l'équation (2.18) dans (2.19), on obtient :

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + [1 - \frac{1}{C(z)}][A(z)y(k) - B(z)u(k)] + (1 - A(z))y(k) \quad (2.20)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = \frac{B(z)}{C(z)}u(k) + (1 - \frac{A(z)}{C(z)})y(k) \quad (2.21)$$

ou encore,

$$C(z)\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + (C(z) - A(z))y(k) \quad (2.22)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + (C(z) - A(z))y(k) - (C(z) - 1)\hat{y}(k|k-1) \quad (2.23)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + [1 - A(z)]y(k) + [C(z) - 1][y(k) - \hat{y}(k|k-1)] \quad (2.24)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + [1 - A(z)]y(k) + [C(z) - 1]\varepsilon(k) \quad (2.25)$$

or,

$$\varepsilon(k) = y(k) - \hat{y}(k|k-1) \quad (2.26)$$

donc,

$$\hat{y}(k|k-1) = \theta^T \varphi(k) \quad (2.27)$$

avec,

$$\theta^T = [a_1 \dots a_n, b_1 \dots b_m, c_1 \dots c_p] \quad (2.28)$$

$$\varphi^T = [-y(t-1) \dots -y(t-n), u(t-1) \dots u(t-m), \varepsilon(t-1) \dots \varepsilon(t-p)] \quad (2.29)$$

Finalement, le prédicteur est généralement qualifié de régression pseudo-linéaire.

2.2.3 Modèle de Box-Jenkins (BJ)

Le modèle-hypothèse BJ de la Figure 2.4, est un modèle entrée-sortie de la forme [1] :

$$y(k) = \frac{B(z)}{A(z)}u(k) + \frac{C(z)}{D(z)}e(k) \quad (2.30)$$

$$\text{avec, } A(z) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_nz^{-n}$$

$$B(z) = b_1z^{-1} + \dots + b_mz^{-m}$$

$$C(z) = 1 + c_1z^{-1} + \dots + c_pz^{-p}$$

$$D(z) = 1 + d_1z^{-1} + \dots + d_qz^{-q}$$

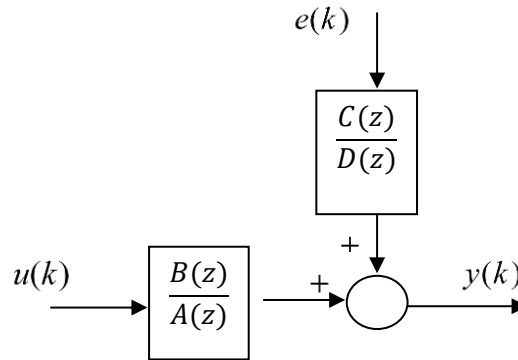


Figure 2.4. Structure du modèle hypothèse BJ.

En réécrivant cette dernière équation (30), on obtient,

$$\frac{D(z)}{A(z)C(z)}A(z)y(k) = \frac{D(z)}{A(z)C(z)}B(z)u(k) + e(k) \quad (2.31)$$

$$A(z)F(z)y(k) = B(z)F(z)u(k) + e(k) \quad (2.32)$$

avec,

$$F(z) = \frac{D(z)}{A(z)C(z)} \quad (2.33)$$

On note u^F , y^F les entrées et les sorties filtrées par le filtre $F(z)$,

$$y^F = F(z)y(k) \quad (2.34)$$

$$u^F = F(z)u(k) \quad (2.35)$$

Et on obtient :

$$A(z)y^F(k) = B(z)u^F(k) + e(k) \quad (2.36)$$

$$y^F(k) = B(z)u^F(k) + e(k) + (1 - A(z))y^F(k) \quad (2.37)$$

Le prédicteur associé est donc,

$$\hat{y}(k|k-1) = E[y^F(k)|k-1] \quad (2.38)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = \theta^T \varphi(k) \quad (2.39)$$

avec, $\theta^T = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n, b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m]$

$$\varphi^T = [-y^F(t-1) \ \dots \ -y^F(t-n), u^F(t-1) \ \dots \ u^F(t-m)]$$

En conclusion, le prédicteur (39) représente une régression linéaire.

2.2.4 Modèle de l'erreur de sortie (OE)

Le modèle-hypothèse OE (Output Error) est un modèle entrée-sortie de la forme (voir Figure 2.5) [1] :

$$y(k) = \frac{B(z)}{A(z)} u(k) + e(k) \quad (2.40)$$

avec, $A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}$ et

$$B(z) = b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}$$

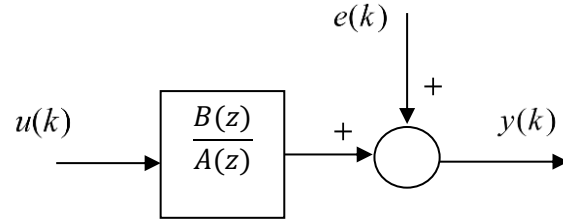


Figure 2.5. Structure du modèle hypothèse OE.

On définit l'estimation de la sortie par son espérance mathématique conditionnelle :

$$\hat{y}(k|k-1) = E[y(k)|k-1] \quad (2.41)$$

or,

$$y(k) = B(z)u(k) + A(z)e(k) + (1 - A(z))y(k) \quad (2.42)$$

En remplaçant l'équation (2.42) dans (2.41), on obtient,

$$\hat{y}(k|k-1) = E\{B(z)u(k) + [A(z)e(k)|k-1] + [(1 - A(z))y(k)|k-1]\} \quad (2.43)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + (1 - A(z))y(k) + E[A(z)e(k)|k-1] \quad (2.44)$$

En tenant compte des réalisations passées du bruit, on écrit :

$$E[A(z)e(k)|k-1] = (A(z) - 1)e(k) \quad (2.45)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + (1 - A(z))y(k) + (A(z) - 1)e(k) \quad (2.46)$$

Et puisque $e(k)$ n'est pas mesurable, on la remplace par,

$$e(k) = y(k) - \frac{B(z)}{A(z)}u(k) \quad (2.47)$$

D'où

$$\hat{y}(k|k-1) = B(z)u(k) + (1 - A(z))y(k) + (A(z) - 1)[y(k) - \frac{B(z)}{A(z)}u(k)] \quad (2.48)$$

$$\hat{y}(k|k-1) = \frac{B(z)}{A(z)}u(k) \quad (2.49)$$

2.3 Méthode des moindres carrés

La méthode des moindres carrés est basée sur la minimisation d'une fonction quadratique J qui représente la somme des carrés des erreurs, définie comme suit [3] :

$$J_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon^2(k) \quad (2.50)$$

avec $\varepsilon(k)$ représente l'erreur de prédiction définie comme étant la différence entre la sortie du système et la sortie du modèle :

$$\varepsilon(k) = y(k) - \hat{y}(k|k-1) = e(k) \quad (2.51)$$

sachant que :

$$\hat{y}(k|k-1) = \theta^T \varphi(k) \quad (2.52)$$

avec θ^T est appelé vecteur des paramètres estimés à priori.

La minimisation du critère $J_N(\theta)$ au sens des moindres carrés, consiste à trouver un optimum, c'est-à-dire, annuler sa dérivée :

$$\left[\frac{\partial J_N(\theta)}{\partial \theta} \right]_{\theta=\hat{\theta}(N)} = 0 \quad (2.53)$$

$$\left[\frac{\partial J_N(\theta)}{\partial \theta} \right]_{\theta=\hat{\theta}(N)} = -\frac{2}{N} \left\{ \sum_{k=1}^N \varphi(k) [y(k) - \theta^T \varphi(k)] \right\}_{\theta=\hat{\theta}(N)} \quad (2.54)$$

A partir de ces deux dernières équations (2.53) et (2.54), il s'ensuit que l'algorithme des moindres carrés ordinaire (MCO) est donné par :

$$\hat{\theta}(N) = \left[\sum_{k=1}^N \varphi(k) \varphi^T(k) \right]^{-1} \left[\sum_{k=1}^N \varphi(k) y(k) \right] \quad (2.55)$$

avec N représente le nombre d'échantillons. Si N est important, alors une grande partie des problèmes peut se résoudre avec une implémentation récursive, comme avec une implémentation itérative.

2.3.1 Méthode des moindres carrés récurrente (MCR)

Lorsqu'on souhaite utiliser le modèle en temps réel, il est nécessaire d'utiliser un algorithme récursif qui recalcule une nouvelle estimation des paramètres à chaque instant sur la base de l'estimation précédente. Pour la mise en œuvre de l'algorithme récursif, on pose [4] :

$$R(k) = \sum_{t=1}^k \varphi(t)\varphi^T(t) = R(k-1) + \varphi(k)\varphi^T(k) \quad (2.56)$$

D'après les équations (2.55) et (2.56), on a :

$$\hat{\theta}(k) = R^{-1}(k) \sum_{t=1}^k \varphi(t)y(t) \quad (2.57)$$

$$\hat{\theta}(k) = R^{-1}(k) \left[\sum_{t=1}^{k-1} \varphi(t)y(t) + \varphi(k)y(k) \right] \quad (2.58)$$

$$\hat{\theta}(k) = R^{-1}(k) \left[R(k-1)\hat{\theta}(k-1) + \varphi(k)y(k) \right] \quad (2.59)$$

$$\hat{\theta}(k) = R^{-1}(k) \left[R(k)\hat{\theta}(k-1) - \varphi(k)\varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1) + \varphi(k)y(k) \right] \quad (2.60)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + R^{-1}(k)\varphi(k) \left[y(k) - \hat{\theta}^T(k-1)\varphi(k) \right] \quad (2.61)$$

Nous remarquons bien que la solution des moindres carrés récurrente contient le terme $R^{-1}(k)$ qui nécessite une inversion matricielle à chaque instant k . Pour éviter cette inversion, rappelons, le Lemme d'inversion matricielle.

Lemme 1. Soit une matrice régulière écrite sous la forme $A+BCD$ où A et C sont régulières, alors :

$$[A + BCD]^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B[DA^{-1}B + C^{-1}]^{-1}DA^{-1} \quad (2.62)$$

Cette formule est désignée parfois sous le nom de formule de Sherman-Morrison-Woodburg ou plus communément sous le nom de Lemme d'inversion matricielle.

Si la décomposition est judicieuse, elle permet de calculer l'inverse d'une matrice, en posant : $A = R(k-1)$, $B = \varphi(k)$, $C = 1$, $D = \varphi^T(k)$

Or,

$$R^{-1}(k) = [R(k-1) + \varphi(k)\varphi^T(k)]^{-1} \quad (2.63)$$

En utilisant le lemme d'inversion matricielle, l'équation (2.63) peut s'écrire :

$$R^{-1}(k) = R^{-1}(k-1) - \frac{R^{-1}(k-1)\varphi(k)\varphi^T(k)R^{-1}(k-1)}{1 + \varphi^T(k)R^{-1}(k-1)\varphi(k)} \quad (2.64)$$

Il est pratique d'introduire la matrice du gain d'adaptation $P(k) = R^{-1}(k)$, qui permet la mise en œuvre de l'algorithme des moindres carrés récursif (MCR) :

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k)\varphi(k)(y(k) - \hat{\theta}^T(k-1)\varphi(k)) \quad (2.65)$$

$$P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)\varphi(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{1 + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \quad (2.66)$$

Avec des conditions initiales choisies souvent comme suit : $\hat{\theta}(0) = \theta_p$ à priori sinon $\hat{\theta}(0) = 0$ et $P(0) = C.I$ avec C : constante et I : matrice identité.

2.3.2 Méthode des moindres carrés avec un facteur d'oubli

Dans le cas où les paramètres du système varient dans le temps, on utilise la méthode des moindres carrés récursive avec un facteur d'oubli λ . On cherche alors à calculer les paramètres qui minimisent un critère de performance pondéré par une séquence de pondération [3] :

$$J_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \alpha_k (y(k) - \theta^T \varphi(k))^2 \quad (2.67)$$

où α_k est une séquence de pondération.

La minimisation du critère $J_N(\theta)$, nous donne la solution optimale au sens des moindres carrés pondérés :

$$\hat{\theta}(N) = \left[\sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(k) \varphi^T(k) \right]^{-1} \left[\sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(k) y(k) \right] \quad (2.68)$$

Soit α_k une séquence de pondération définie comme suit :

$$\alpha_k = \lambda^{t-k} \quad (2.69)$$

où λ est appelé facteur d'oubli.

Posons :

$$R(k) = \left[\sum_{t=1}^k \lambda^{k-t} \varphi(t) \varphi^T(t) \right] \quad (2.70)$$

$$f(k) = \left[\sum_{t=1}^k \lambda^{k-t} \varphi(t) y(t) \right] \quad (2.71)$$

$$P(k) = R^{-1}(k) \quad (2.72)$$

Alors, on peut montrer comme précédemment que :

$$R(k) = \lambda R(k-1) + \varphi(k) \varphi^T(k) \quad (2.73)$$

$$f(k) = \lambda f(k-1) + \varphi(k) y(k) \quad (2.74)$$

Ces équations (2.72) et (2.73), combinées au lemme d'inversion matricielle ci-dessus, conduisent à la mise à jour suivante :

$$P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1) \varphi(k) \varphi^T(k) P(k-1)}{\lambda + \varphi^T(k) P(k-1) \varphi(k)} \quad (2.75)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k) \varphi(k) \left(y(k) - \hat{\theta}^T(k-1) \varphi(k) \right) \quad (2.76)$$

Dans le cas où les paramètres du système ne varient pas dans le temps, alors on peut choisir un facteur d'oubli $\lambda = 1$, et on retombe sur l'algorithme MCR. Sinon, on choisira $\lambda < 1$ (typiquement entre 0.980 et 0.995).

2.4 Identification paramétrique en boucle fermée

2.4.1 Introduction

Le problème typique de l'identification en boucle fermée réside dans la corrélation entre les bruits de sortie et le signal de commande, du fait de la boucle fermée. Un autre problème causé par des données recueillies en boucle fermée est qu'elles comportent généralement moins d'information que celles recueillies en boucle ouverte. En effet, un objectif important de la commande est de minimiser la sensibilité du système bouclé aux perturbations, ce qui rend le problème d'identification plus délicat à traiter [7].

Le système de la Figure 2.6 représente le système à identifier en boucle fermée, et le correcteur du système est représenté par sa fonction de transfert $H(s)$.

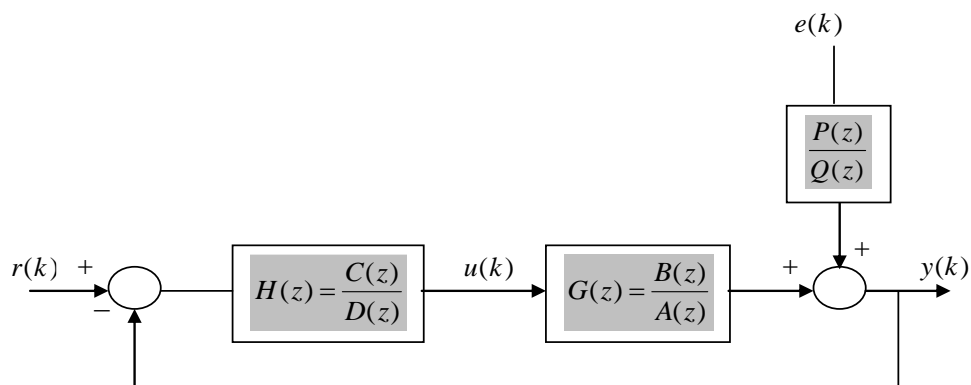


Figure 2.6. Identification des systèmes en boucle fermée.

Il existe trois approches possibles :

- La méthode directe
- La méthode indirecte
- La méthode de Joint Input-Output

2.4.2 La méthode directe

Dans ce cas, on utilise les entrées $u(k)$ et les sorties $y(k)$. L'identification se fait alors comme en boucle ouverte. Ainsi, la présence de la boucle fermée n'est pas prise en compte. A priori, cette méthode ne pose pas de véritable problème pratique d'utilisation et elle est donc couramment utilisée.

L'avantage de cette approche est de ne pas nécessiter la connaissance du régulateur. Si la structure du modèle contient le modèle réel en incluant les propriétés du bruit, on obtient de très bon résultat. Ainsi les systèmes instables sont supportés sans problèmes tant que la boucle fermée et le prédicteur sont stables.

Le seul inconvénient est donc la nécessité d'avoir un bon modèle du bruit pour une bonne estimation des paramètres. On choisira généralement des modèles de type ARX ou ARMAX avec cette approche. Cette méthode donne de bons résultats, et doit donc être choisie en premier. De plus, dans la plupart des cas le biais est faible, il suffit d'avoir un bon rapport signal à bruit [8].

2.4.3 La méthode indirecte

Dans cette méthode on utilise les entrées $r(k)$ et les sorties $y(k)$. Bien entendu on identifie alors le système en boucle fermée soit :

$$M(z) = \frac{B_1(z)}{A_1(z)} = \frac{G(z)H(z)}{1+G(z)H(z)} \quad (2.77)$$

$$M(z) = \frac{C(z)B(z)}{C(z)B(z)+D(z)A(z)} \quad (2.78)$$

La connaissance du régulateur nous permet de déterminer le modèle du système :

$$G(z) = \frac{M(z)}{H(z)-M(z)H(z)} \quad (2.79)$$

L'avantage de cette méthode c'est que n'importe quelle méthode d'identification est applicable et donnera un modèle du système en boucle fermée [9].

Si on a une bonne connaissance de la boucle de retour, et si on connaît le régulateur, il est préférable d'utiliser cette méthode ne nécessitant pas une parfaite connaissance du bruit.

2.4.4 La méthode de Joint Input-Output

Cette méthode permet de déterminer simultanément le modèle du système et le modèle du correcteur. Ceci s'effectue facilement en utilisant les modèles paramétriques d'état sous MATLAB. Il s'agit de considérer $y(t)$ et $u(t)$ comme les sorties d'un système ayant comme entrée $r(t)$ (référence) et le bruit, et de retrouver le modèle du système et de régulateur à partir de cette approche joint. En fait, on considère y et u comme un système multi-variables, séries temporelles de dimension (n_a+n_b) , et on considère un modèle de structure approprié pour celle-ci. Avec approche, le processus en boucle ouverte, ainsi que le régulateur, peuvent être identifiés. La connaissance du régulateur n'est pas ici requise, ce qui est un avantage par rapport à la méthode indirecte.

2.5 Conclusion

La technique d'identification par la méthode des moindres carrés est la plus communément utilisée en pratique, et la régression linéaire est essentielle à la compréhension de tout ce qui suit dans le domaine d'identification des processus. Bien que la méthode l'identification des paramètres d'un système peut se faire en de multiples étapes en alternant les méthodes (moindres carrés, variables instrumentales, etc.) et les modèles (ARX, ARMAX, etc.).

A la fin de ce chapitre, nous avons présenté différentes méthodes d'identification en boucle fermée pour les systèmes discrets. Les méthodes présentées ont été classées selon trois approches suivant leurs hypothèses d'utilisation :

- La méthode directe : le correcteur est ignoré, la nature bouclée du système n'est pas explicitement prise en compte et les signaux d'entrée / sortie u et y sont utilisés pour identifier directement le processus.
- La méthode indirecte : est fondée sur la connaissance du correcteur présent dans la boucle ainsi que sur les mesures du signal d'excitation et de la sortie y .
- La méthode de Joint Input-Output (simultanée) : le correcteur est supposé inconnu, mais la structure bouclée du système est connue.

Le problème fondamental avec les données en boucle fermée, est la corrélation entre le bruit non mesurable et l'entrée.

Pour cette raison, la plupart des méthodes utilisées en boucle ouverte ne marchent pas lorsqu'elles sont appliquées aux données de la boucle fermée. Le domaine de l'identification en boucle fermée est actuellement très actif. En effet ces modèles sont nécessaires dans le cadre de la commande prédictive.

3.1 Introduction

La parole est le premier moyen de communication entre les hommes. De nos jours, la communication homme-machine devient de plus en plus répandue, et le principe a été inspiré de la communication entre les hommes, plus particulièrement du phénomène naturel de la production et la perception de la parole afin de rendre la communication la plus proche possible de la parole naturelle. Ce chapitre présente le mécanisme de phonation, les notions sur le signal de parole, la description du signal vocal avec la détection de la fréquence, les caractéristiques du signal de parole ainsi que sa modélisation acoustique et la classification des sons avec le modèle de production de la parole. En fin de ce chapitre, nous présentons la modélisation du signal de paroles avec les notions de bruits.

3.2 Le mécanisme de phonation

Le signal vocal est le résultat de plusieurs actions conjuguées. En effet, la parole résulte de l'action coordonnée des appareils respiratoires et masticatoires contrôlés par le système nerveux central. L'appareil respiratoire fournit l'air qui est expiré par la trachée artère. L'air passe ensuite par le larynx où sa pression est modulée grâce aux cordes vocales qui déterminent la taille de l'ouverture (la glotte) par laquelle il peut passer. Finalement, l'air transite par le conduit vocal qui s'étend du pharynx aux lèvres pour devenir le signal vocal qui est émis par le locuteur.

Il est important de remarquer que le signal vocal n'est pas stationnaire, son évolution suit les déformations du conduit vocal. Cependant, ces déformations sont suffisamment lentes pour que le signal vocal puisse être considéré comme stationnaire sur des périodes allant de 20 ms à 40 ms.

On considère donc ce signal comme quasi stationnaire sur de tels intervalles ce qui motive le choix du traitement par trames (de 20 ms à 40 ms) du signal vocal pour de nombreuses applications, notamment pour la réduction de bruit et le codage de la parole [2].

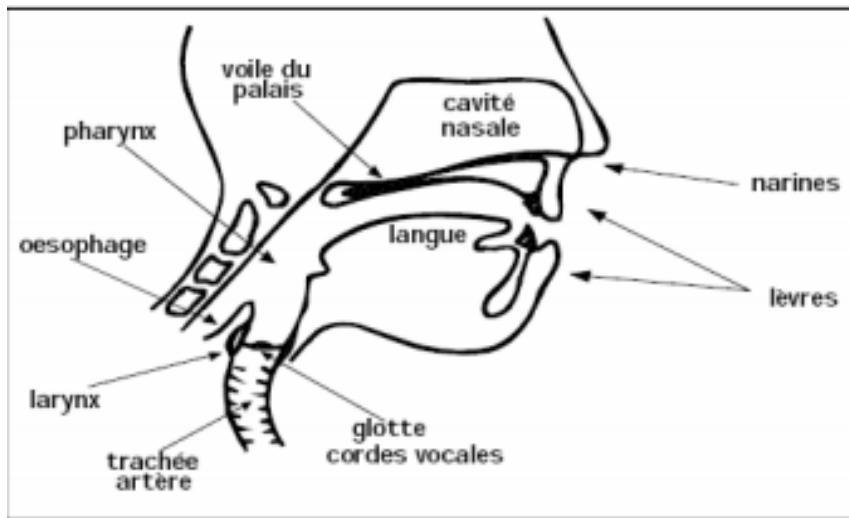


Figure 3.1 : Représentation de l'appareil phonatoire humain.

3.3 Notions sur le signal de parole

La parole apparaît physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et émise par le système articulatoire. La phonétique acoustique étudie ce signal en le transformant dans un premier temps en signal électrique grâce au transducteur approprié : le microphone (lui-même associé à un préamplificateur). De nos jours, le signal électrique résultant est le plus souvent numérisé. Il peut alors être soumis à un ensemble de traitements statistiques qui visent à en mettre en évidence les traits acoustiques : sa fréquence fondamentale, son énergie, et son spectre. Chaque trait acoustique est lui-même intimement lié à une grandeur perceptuelle : pitch, intensité et timbre. [3]

3.4 Description du signal vocal

La parole est un signal réel, continu, d'énergie finie, non stationnaire. Sa structure est complexe et variable dans le temps : tantôt périodique (plus exactement pseudopériodique) pour les sons voisés, tantôt aléatoire pour les sons fricatifs, tantôt impulsionnelle dans les phases explosives des sons occlusifs [3].

Cette structure reflète l'organisation temporelle des gestes de production et sur l'onde sonore apparaissent quelques caractéristiques de la source et du conduit tel que la fréquence fondamentale F_0 et la fréquence des formants F_i .

3.5 Détection de la fréquence fondamentale

Les sons de la parole dits voisés sont produits avec vibration des cordes vocales ou vibration laryngienne. La mesure de la fréquence fondamentale F_0 par l'analyse de Fourier du signal de parole apparaît comme estimation de la fréquence de vibration laryngée.

Les variations des valeurs de F_0 au cours du temps constituent la courbe mélodique de la phrase. Cette mesure peut se faire à partir du signal de parole dans le domaine temporel, par exemple après filtrage du signal, ou dans le domaine spectral, à partir de la fréquence fondamentale du spectre d'un son voisé [5].

3.6 Caractéristiques du signal de parole

L'analyse spectrale des sons voisés et non voisés donne des informations fondamentales dans le cadre du traitement de la parole et en particulier pour la réduction de bruit. Nous allons donc illustrer les principales caractéristiques des sons voisés et non voisés . Le signal de parole obtenu est un signal continu périodique ou aléatoire. Ainsi, le signal de parole est caractérisé par : Le voisement Un signal de parole est formé par une succession des sons voisés et des sons non voisés dont l'amplitude diffère :

3.6.1 Les sons voisés

Ils sont considérés comme des signaux quasi-périodiques ayant une fréquence fondamentale et des harmoniques. Ils correspondent aux voyelles (/a/, /i/, /o/, /u/), des consonnes (/m/, /n/, /b/, /d/), et ce sont des sons prononcés avec une vibration des cordes vocales.

3.6.2 Les sons non voisés

Ils correspondent à un écoulement d'air turbulent. Ainsi, ces sons sont généralement considérés comme des bruits fricatifs.

3.6.3 La fréquence fondamentale

La fréquence fondamentale d'un signal de parole est la fréquence d'oscillation (quasi-périodiques) des cordes vocales résultant de l'écoulement d'air des poumons. Il s'agit donc d'une mesure physique. Généralement le terme "pitch" est utilisé comme synonyme de la fréquence fondamentale, même si le pitch fait référence à la fréquence de la tonalité perçue, c'est ce que l'être humain peut entendre. Ainsi, la fréquence fondamentale est un paramètre acoustique mais le pitch reste un paramètre de perception. Généralement, la fréquence fondamentale varie selon le genre et l'âge [6] :

- Homme de 100 à 150 Hz
- Femme de 200 à 300 Hz
- Enfant de 300 à 450 Hz

3.7 Classification des sons

Les signaux de parole peuvent être classés en deux catégories : signaux voisés caractérisés par des segments quasi-périodiques et d'énergie élevée tels que les voyelles, et signaux non voisés qui présentent généralement des segments de basse énergie tels que les consonnes. Les sons voisés résultent, d'une vibration périodique des cordes vocales. Le larynx est d'abord complètement fermé, ce qui accroît la pression en amont des cordes vocales et force ces dernières à s'ouvrir, ce qui fait tomber la pression en permettant aux cordes vocales de se refermer.

Des impulsions périodiques de pression sont ainsi appliquées au conduit vocal. Le taux auquel les cordes vocales s'ouvrent et se ferment s'appelle la fréquence fondamentale (dénotée par F_0) qui correspond physiquement au pitch perçu, sa valeur change avec la taille du conduit vocal [5].

La Figure 3.2 présente des segments de sons voisés et non voisés avec leurs spectres correspondants.

Les sons voisés présentent dans le domaine temporel un signal quasi-périodique tandis qu'ils présentent une structure harmonique dans le domaine fréquentiel, l'espacement entre les harmoniques est égal à la fréquence fondamentale F_0 (pitch). L'enveloppe spectrale possède une structure formantique, elle est caractérisée par un nombre de pics (dénotés par F_i), chacun d'eux est appelé Formant, Les trois premiers formants sont essentiels pour caractériser le spectre vocal. Les formants d'ordre supérieur ont une influence plus limitée.

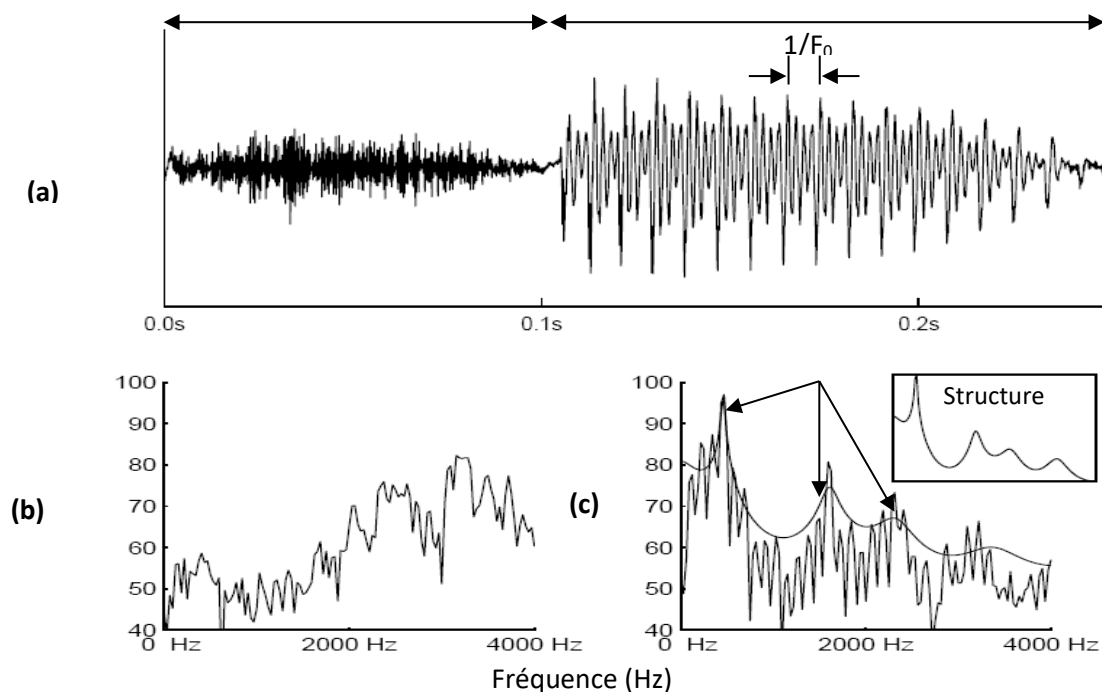


Figure 3.2 : Segments de sons voisés et non voisés avec leurs spectres :

- a) Deux segments de voix, l'un non voisé et l'autre voisé.
- b) Spectre de puissance pour un segment de 32 ms non voisé.
- c) Spectre de puissance et sa structure formantique correspondante pour un segment de 32 ms voisé.

La structure formantique est attribuée au conduit vocal qui agit comme un filtre ayant comme résonances les pôles de la fonction de transfert ou formants, et comme antirésonances les zéros de la fonction de transfert.

Les sons non voisés sont le résultat du passage du flux d'air par une étroite constriction au niveau du conduit vocal causant des turbulences, c'est-à-dire du bruit. Contrairement aux sons voisés, les sons non voisés ne présentent pas de structure périodique. Ils peuvent être modélisés par un bruit blanc filtré par le conduit vocal.

3.8 Modèle de production de la parole

L'analyse de la parole est une étape indispensable à toute application de synthèse, de codage ou de reconnaissance. Elle repose en général sur un modèle. Il existe de nombreux modèles de parole. On distingue les modèles articulatoires, les modèles de production, et les modèles phénoménologiques [3]. Dans le processus de codage, on s'intéresse au modèle de production. On y décrit la parole comme le signal produit par un assemblage de générateurs et de filtres numériques (modèle source filtre). Les paramètres de ces modèles sont ceux des générateurs et filtres qui les constituent. Le modèle Autorégressif (AR) en est l'exemple le plus utilisé.

Fanta proposé en 1960 un modèle de production qui spécifie qu'un signal voisé peut être modélisé par le passage d'un train d'impulsions $u(n)$ à travers un filtre numérique récuratif de type tous pôles. On montre que cette modélisation reste valable dans le cas des sons non voisés, à condition que $u(n)$ soit cette fois un bruit blanc. Le modèle final est illustré à la Figure 3.3. Il est souvent appelé modèle auto régressif (AR), parce qu'il correspond dans le domaine temporel à une régression linéaire de la forme :

$$y(n) = G \cdot u(n) - \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) \quad (1)$$

Où $u(n)$, G et p sont respectivement le signal d'excitation, le gain et l'ordre du système.

Chaque échantillon est obtenu en ajoutant un terme d'excitation à une prédiction obtenue par combinaison linéaire des p échantillons précédents. Les coefficients du filtre $\{a_i\}$ sont appelés coefficients de prédiction et le modèle AR est souvent appelé modèle de prédiction linéaire LP (Linear Prédiction).

Les paramètres du modèle AR sont : la période du train d'impulsions (sons voisés uniquement), la décision son voisé/non voisé, le gain G et les coefficients du filtre $1/A(z)$, appelé filtre de synthèse.

Le problème de l'estimation d'un modèle AR, souvent appelée analyse LP revient à déterminer les coefficients d'un filtre tous pôles dont on connaît le signal de sortie, mais pas celui de l'entrée. Il est par conséquent nécessaire d'adopter un critère, afin de faire un choix parmi l'ensemble infini de solutions possibles. Le critère généralement utilisé est celui de la minimisation de l'énergie de l'erreur de prédiction.

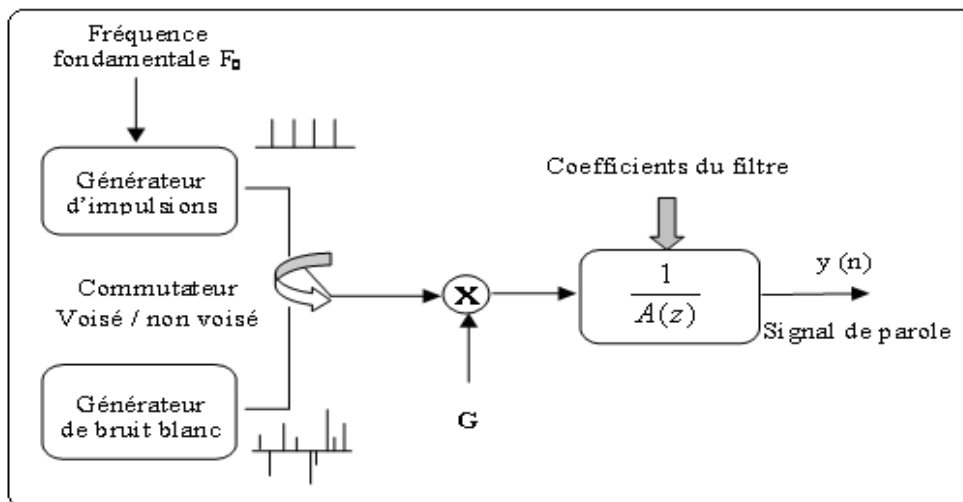


Figure 3.3 : Modèle simplifié de production de la parole.

Par analogie entre le modèle physique et le modèle mathématique, on peut donner les relations d'équivalences illustrées sur la Figure 3.4.

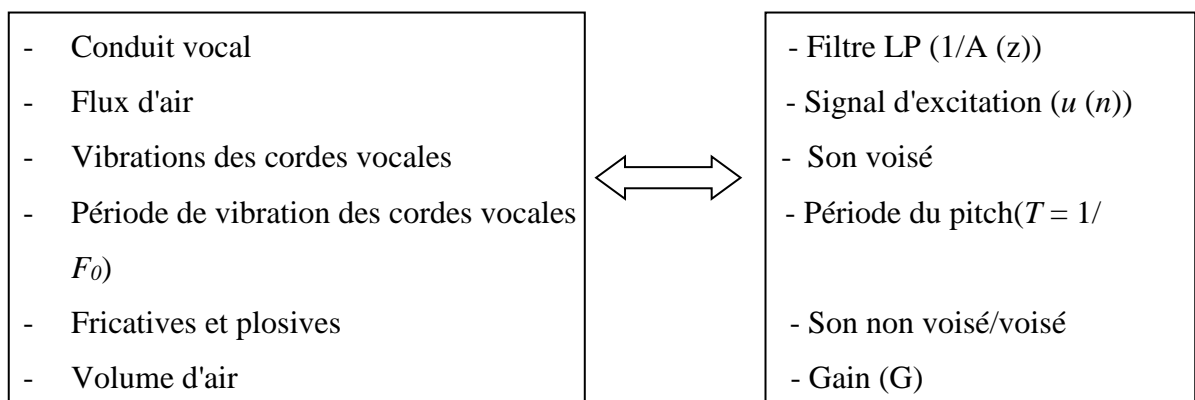


Figure 3.4 : L'analogie entre le modèle physique et le modèle acoustique.

3.9 Modélisation du signal de la parole

Pour faire une représentation numérique du signal de parole, une modélisation source filtre peut être utilisée (Taylor, 2009). Cette théorie source-filtre permet de décrire le processus de production de la parole en termes de deux contributions indépendantes : la source sonore et le filtre du canal vocal. Deux hypothèses sont à l'origine de cette modélisation [6] :

- La modulation du flux d'air passant par la glotte est indépendante des variations du conduit vocal. L'indépendance de la source et du filtre signifie que chacun apporte une contribution distincte aux caractéristiques des sons de la parole produite. La source est responsable de l'amplitude du voisement tandis que le filtre du système vocal est responsable de la localisation des formants et de la forme spectrale globale.
- Le signal de parole peut être décrit comme étant le résultat de la convolution de l'onde produite par la vibration des cordes vocales (la source) et les résonateurs du conduit vocal (filtre) (Figure 3.5).

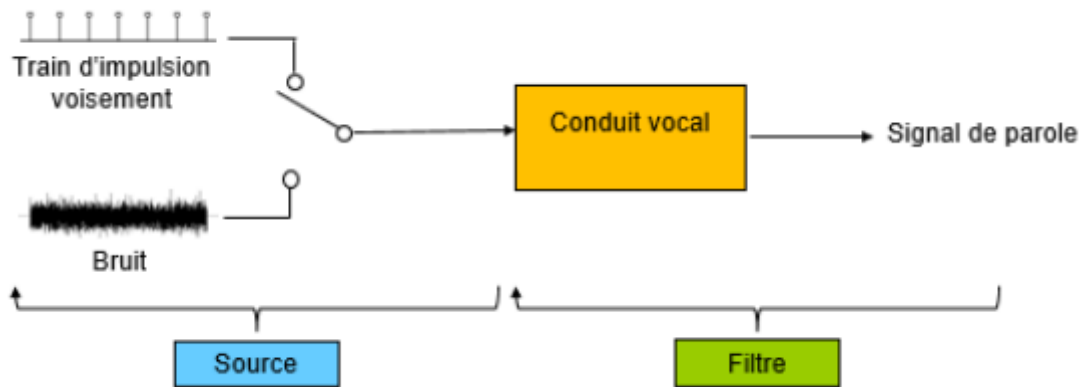


Figure 3.5 : Modélisation source-filtre.

La phase de filtrage correspond à l'amplification et au filtrage fréquentiel de l'onde source produite par la glotte. Ces fonctions sont reprises de manière complexe par les organes supra glottiques qui renforcent ou atténuent certaines fréquences (Figure 3.6) [6].

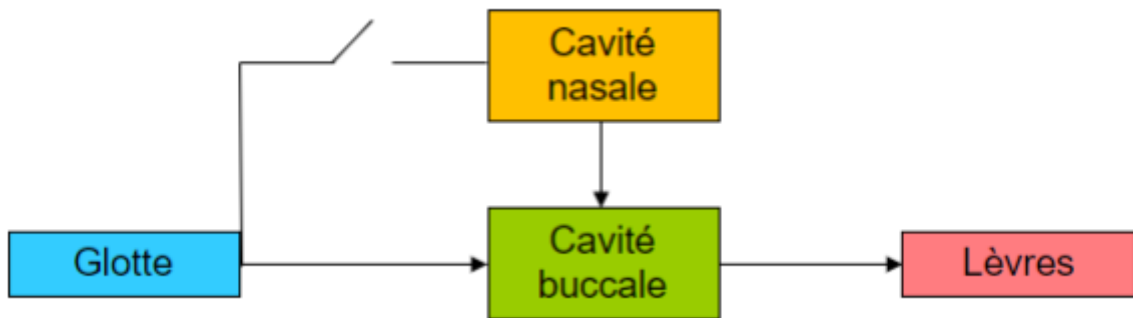


Figure 3.6 : Conduit vocal

Ces résonateurs sont des cavités de forme et de taille variables, ce qui permet d’ajuster le timbre du son, via les phénomènes de résonance. Les différentes cavités du conduit vocal vont servir de résonateur au signal de la source. Généralement, chaque cavité de résonance est caractérisée par une fréquence de résonance propre qui dépend de certains facteurs, telle que la longueur de la cavité. Le principe de cette modélisation est utilisé dans les systèmes de synthèse paramétrique ainsi que dans les vocodeurs.

3.10 Notions de bruits

On appelle bruit, tout phénomène perturbateur gênant la perception ou l’interprétation d’un signal par analogie avec les nuisances acoustiques. Le bruit est inhérent à l’environnement naturel et à l’équipement électronique caractérisant aussi le bruit d’origines externe et interne.

3.10.1 Bruit blanc

Un bruit blanc est un processus stochastique utilisé afin de modéliser les bruits intervenant dans toute modélisation de systèmes dynamiques. Une fonction aléatoire faiblement stationnaire $X(t)$ est un bruit blanc si elle est incorrélée. Cela montre qu’un bruit blanc gaussien stationnaire à une densité de puissance identique à toutes les fréquences qui justifie la dénomination de bruit blanc par analogie avec la lumière blanche. Toutefois, si l’on calcule la puissance totale d’un bruit blanc, nous obtenons une valeur infinie qui montre que ce type de processus n’existe pas dans le monde physique [5].

3.10.2 Séquence Binaire Pseudo Aléatoire (SBPA)

Les séquences binaires pseudo aléatoires sont des successions d'impulsions rectangulaires modulées en largeur, qui approchent un bruit blanc discret et donc qui ont un contenu riche en fréquences. Elles s'appellent pseudo aléatoire car elles sont caractérisées par une « longueur de séquence » à l'intérieur de laquelle les variations de la largeur des impulsions varient aléatoirement, mais, sur un grand horizon de temps, elles sont périodiques, la période étant définie par la longueur de la séquence.

En pratique, on utilise le bruit pseudo blanc qui possède une densité spectrale de puissance constante sur une bande fréquentielle.

3.10.3 Bruit coloré

Un bruit coloré est un bruit blanc filtré, ainsi la fonction d'autocorrélation d'un tel bruit ne sera pas une impulsion de Dirac, mais plutôt une courbe étroite [5]. Un bruit coloré de basse fréquence est parfois appelé bruit rose car il ne conserve que les grandes longueurs d'onde, ce qui dans le spectre du visible correspond aux teintes rouges.

3.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une description physiologique du mécanisme de production de parole ainsi que les organes responsables à la production de la parole. Ensuite, les caractéristiques du signal de parole, et classifications des sons. En fin, le modèle de la production de parole et la modélisation du signal de parole avec les notions de bruit.

En conclusion, les fonctions aléatoires jouissent de propriétés remarquables qui en simplifient souvent l'étude et la caractérisation. La propriété la plus usuelle est la stationnarité puisqu'elle consiste à reconnaître une quasi-invariance du comportement statistique de la variable aléatoire quelle que soit la valeur attribuée au paramètre déterministe de l'origine du temps.

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons identifier les paramètres du système (supposés inconnus) par l'algorithme des moindres carrés récursif (MCR). En utilisant le langage de programmation MATLAB & SIMULINK. Et avant d'entamer la simulation du système en boucle fermée, il est préférable de faire l'identification du système en boucle ouverte.

4.2 Etapes de simulation

Pour bien identifier les paramètres inconnus d'un processus physique, il est meilleur de suivre les étapes suivantes :

4.2.1 Choix des paramètres du système

Les paramètres du système que nous allons utiliser tout le long de notre travail sont choisis de telle façon que notre système est stable, que ce soit le système à phase minimale ou non minimale. A titre d'exemple de simulation, on prend deux cas : le premier système est stable et le second système est instable.

4.2.2 Choix des signaux de test

L'objectif de notre travail de simulation est d'identifier les paramètres inconnus d'un processus physique. Pour cela, on utilise des signaux de test qui sont très riches en fréquences : Séquence d'entrée SBPA et Bruit additif gaussien.

4.2.3 Identification des paramètres du modèle

Les méthodes d'identification paramétrique appliquées pour identifier les paramètres du système sont basées sur l'algorithme des moindres carrés. Pour cela, plusieurs tests de simulations ont été effectués afin d'établir les performances de chaque méthode.

4.2.4 Test de validation

La validation du modèle identifié a une grande importance car elle permet de juger son aptitude à représenter un certain type de signal. La validation porte essentiellement sur deux aspects: La variance de l'erreur de prédiction résiduelle et les propriétés statistiques des erreurs de prédiction résiduelle. En effet si la méthode d'identification utilisée est appropriée pour un type de signal, les propriétés statistiques de l'erreur de prédiction résiduelle sont celles qui correspondent à la convergence de l'algorithme.

4.3 Identification en Boucle Ouverte

Pour identifier les paramètres du système, plusieurs tests de simulations ont été effectués sur deux systèmes différents, le premier système est stable et le second système est instable.

4.3.1 Système stable

Considérons un système physique stable d'ordre deux :

$$H(z) = \frac{z+0.4}{z^2+0.3z+0.8} \quad (4.1)$$

Avec, $a_1 = 0.3$; $a_2 = 0.8$; $b_1 = 1$; $b_2 = 0.4$

a Schéma d'un système d'identification en boucle ouverte

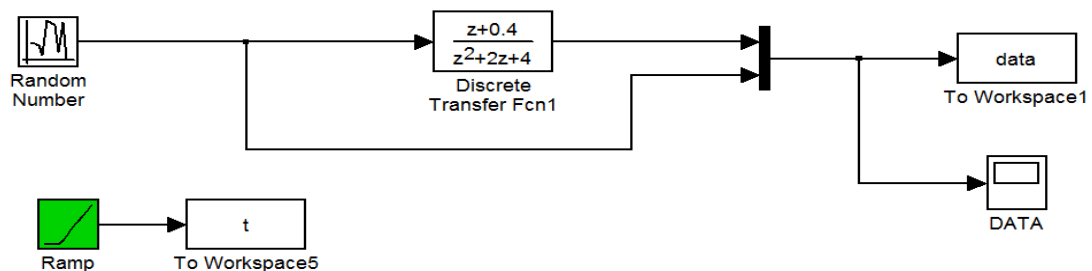


Figure 4.1. Schéma block d'un modèle du 2eme ordre en boucle ouverte.

b Résultats de simulation par la méthode MCR

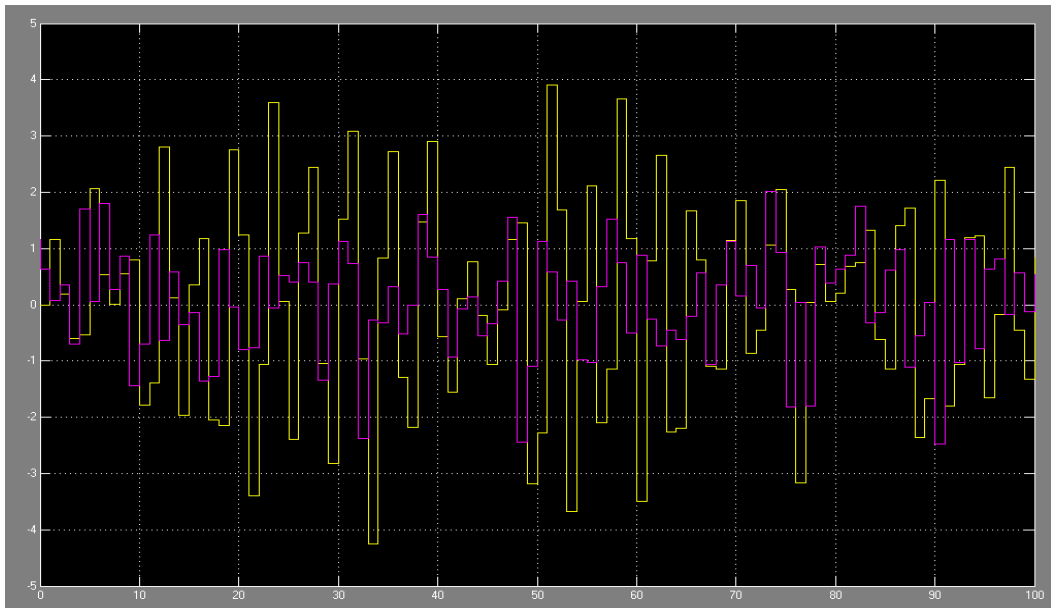


Figure 4.2. Signal de sortie de modèle du 2ème ordre en boucle ouverte.

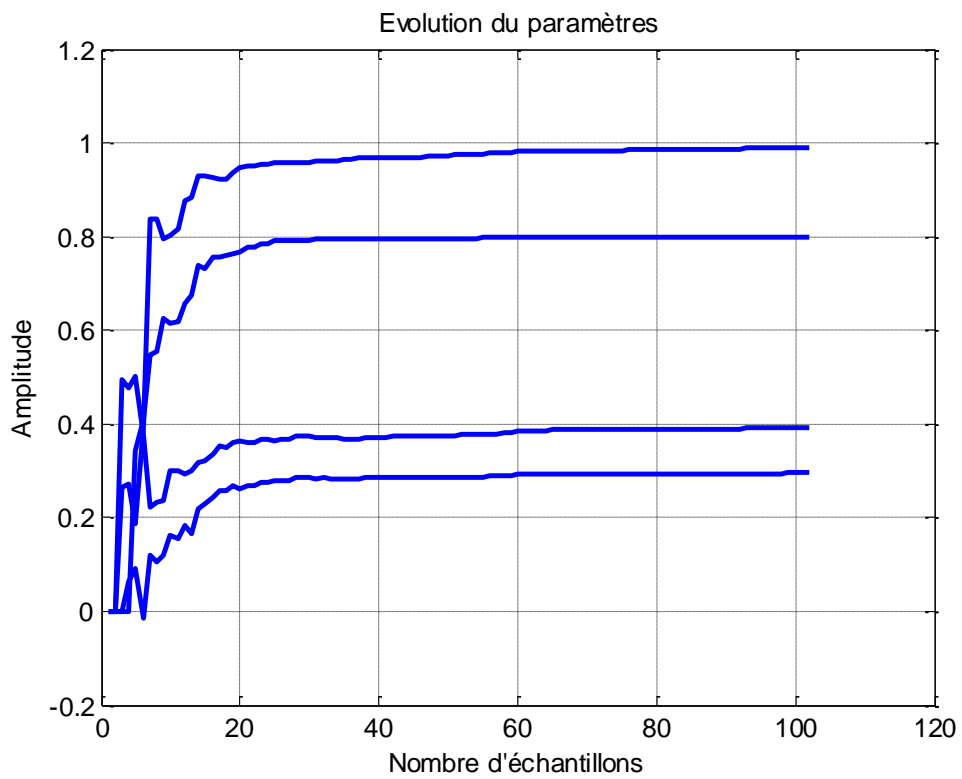


Figure 4.3. Simulation du système stable de 2ème ordre en boucle ouverte.

Valeurs finales des paramètres estimés du système en boucle ouverte

Par l'algorithme MCR :

TETA =

0.2952

0.7978

0.9891

0.3915

Valeurs estimés par la fonction ARX de MATLAB :

b = [0 1.0009 0.4026]

a = [1.0000 0.3001 0.8000]

***Conclusion :** L'algorithme MCR converge, les résultats de simulations sont bons, et pas de difficultés.*

4.3.2 Système instable

Considérons un système physique instable d'ordre 2 :

$$H(z) = \frac{z+0.4}{z^2+2z+4} \quad (4.2)$$

Avec, $a_1 = 2$; $a_2 = 4$; $b_1 = 1$; $b_2 = 0.4$

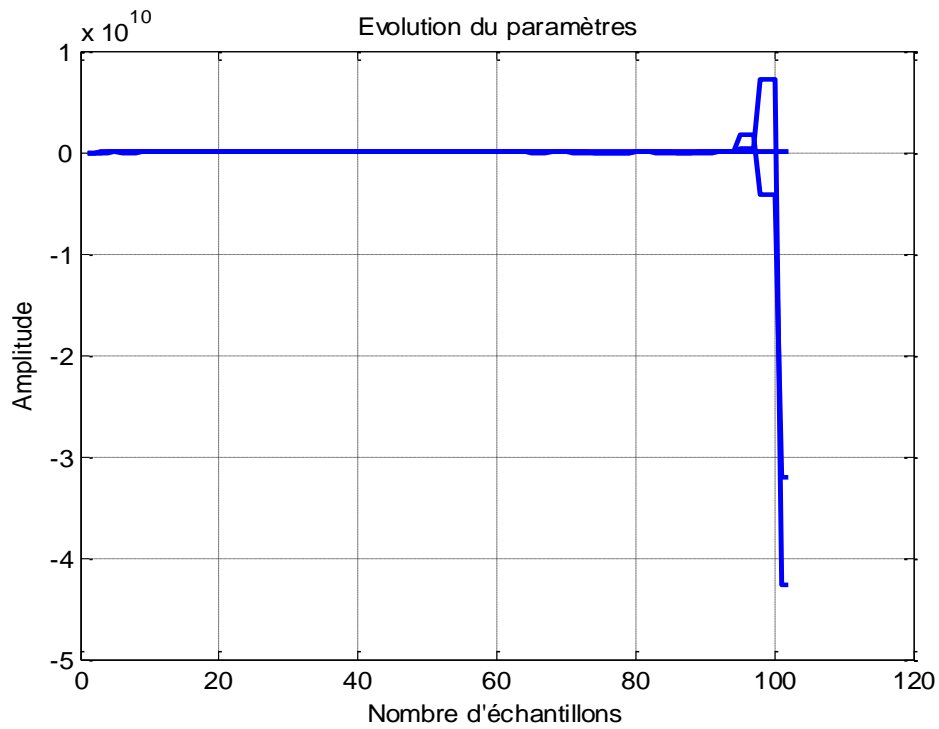


Figure 4.4. Simulation du système instable de 2ème ordre en boucle ouverte.

Valeurs finales des paramètres estimés par l'algorithme MCR :

TETA = 1.0e+010 *
 0.0000
 0.0000
 -3.1988
 -4.2647

Valeurs estimés par la fonction ARX de MATLAB :

b = 1.0e-027 *[0 -0.3633 0.2144]
 a = [1 2 4]

Conclusion : L'algorithme MCR diverge, les résultats de simulations ne sont pas bons, et les paramètres identifiés sont erronés.

4.4 Identification en Boucle Fermé

Pour identifier les paramètres du système, plusieurs tests de simulations ont été effectués sur deux systèmes différents, le premier système est stable et le second système est instable.

4.4.1 Système stable

On reprend le même système de l'exemple (4.1) :

$$H(z) = \frac{z + 0.4}{z^2 + 0.3z + 0.8}$$

a Schéma block d'un système d'identification par la méthode directe

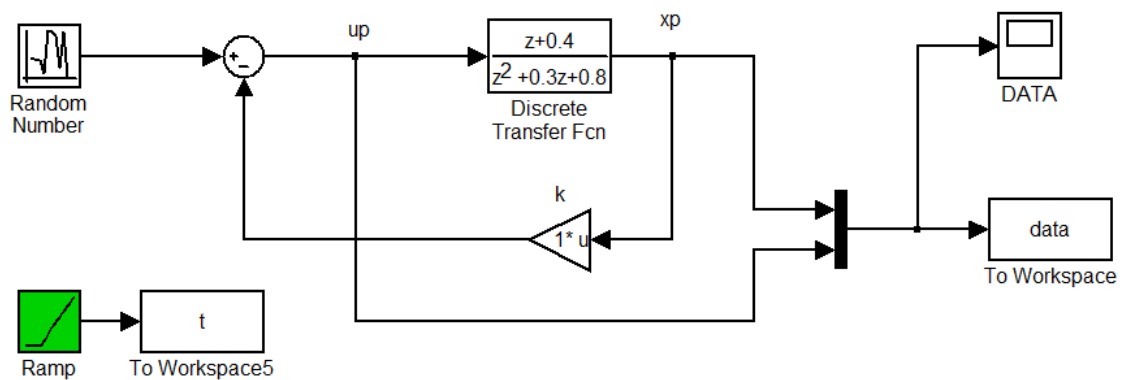


Figure 4.5. Modèle du 2ème ordre en boucle fermée (Méthode directe).

b Résultats de simulation en boucle fermée par la méthode directe

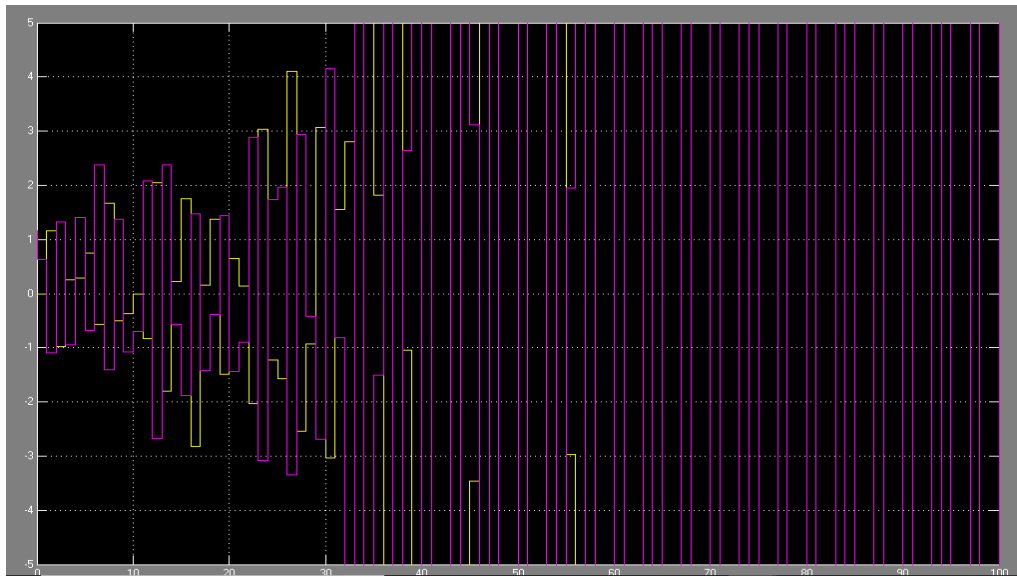


Figure 4.4 Signal de sortie de modèle du 2ème ordre en boucle fermée par la méthode directe.

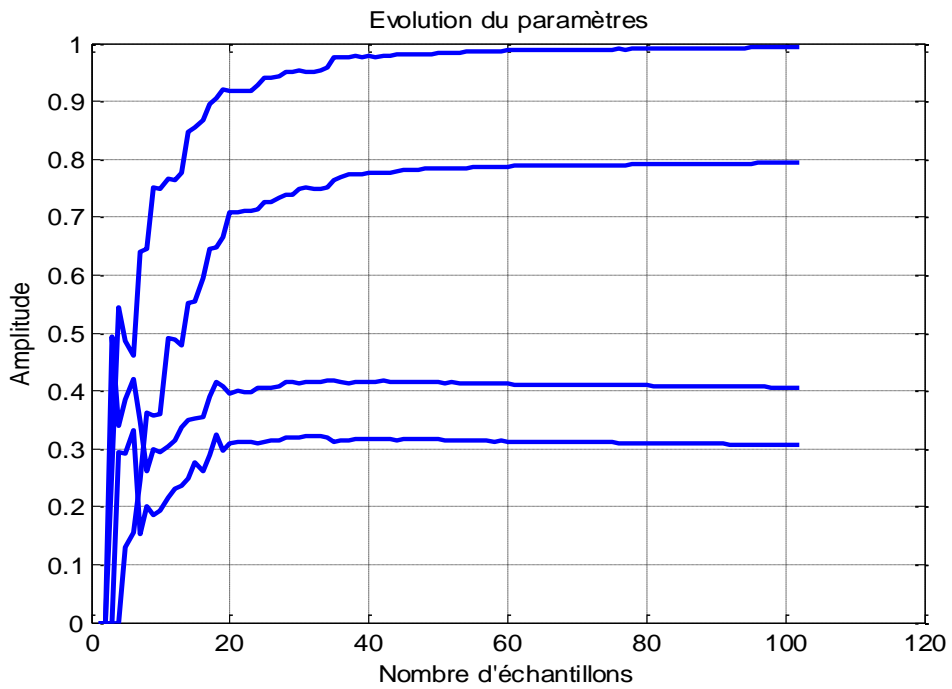


Figure 4.5. Simulation du système stable de 2ème ordre en boucle fermée (méthode directe).

Valeurs finales des paramètres estimés en boucle fermée par la méthode directe :

TETA =
 0.3066
 0.7938
 0.9934
 0.4062

Valeurs estimés par la fonction ARX de MATLAB :

b = [0 1.0009 0.4025]
 a = [1.0000 0.2991 0.7975]

Conclusion : L'algorithme MCR converge, les résultats de simulations sont bons, et les paramètres estimés par la méthode directe sont plus proches aux paramètres réels du système.

c Schéma block d'un système d'identification par la méthode indirecte

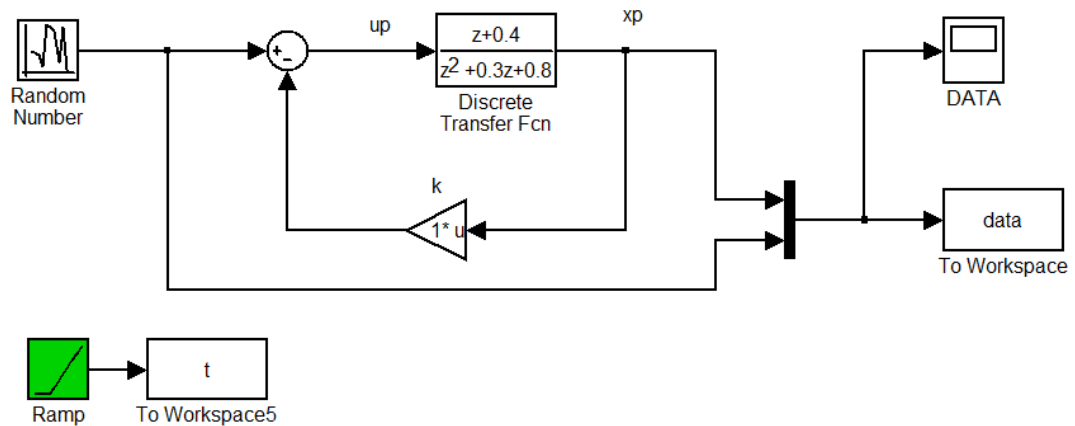


Figure 4.6. Modèle du 2eme ordre en boucle fermée (Méthode indirecte).

d Résultats de simulation en boucle fermée par la méthode indirecte

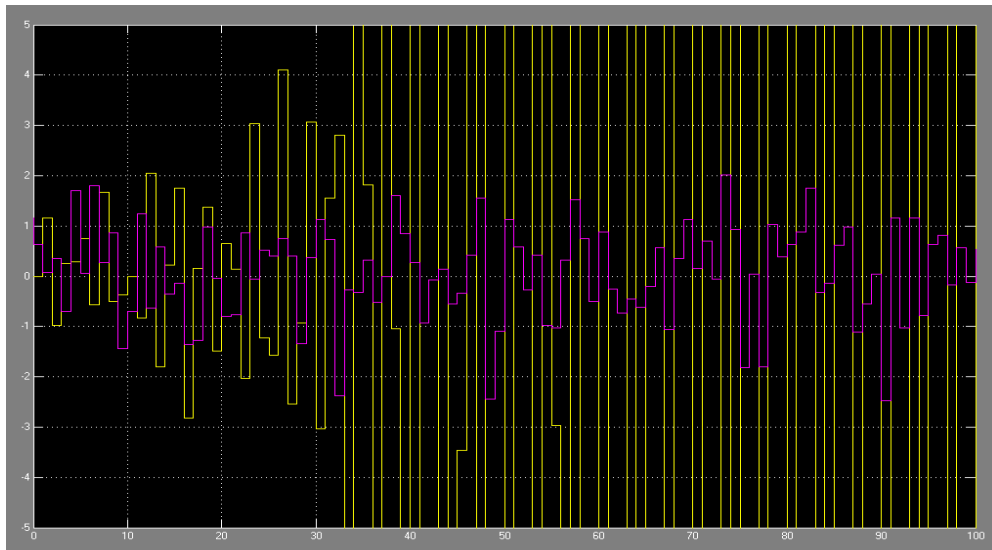


Figure 4.7. Signal de sortie de modèle du 2ème ordre en boucle fermée par la méthode indirecte.

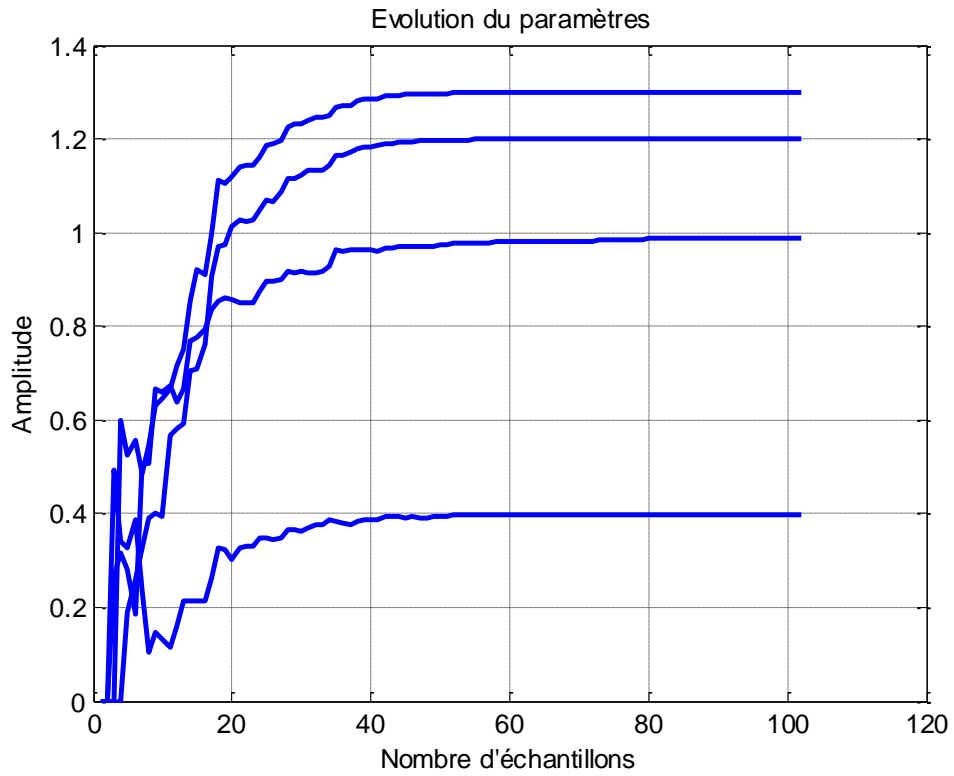


Figure 4.8. Simulation du système stable de 2ème ordre en boucle fermée (méthode indirecte).

Valeurs finales des paramètres estimés en boucle fermée par la méthode indirecte :

TETA =

1.3000

1.2000

0.9894

0.3972

Valeurs estimés par la fonction ARX de MATLAB :

b = [0 1.0009 0.4025]

a = [1.0000 1.3000 1.2000]

***Conclusion :** L'algorithme MCR converge, les résultats de simulations sont bons, et les paramètres estimés par la méthode indirecte sont plus proches aux paramètres réels du système.*

4.4.2 Système instable

On reprend le même système de l'exemple (4.2) :

$$H(z) = \frac{z + 0.4}{z^2 + 0.3z + 0.8}$$

Avec, k=2

a Résultats de simulation en boucle fermée par la méthode directe

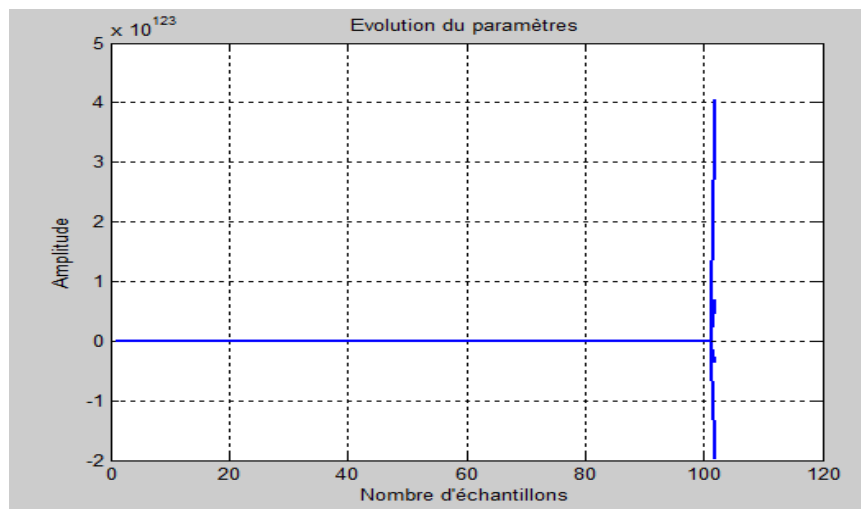


Figure 4.9. Simulation de système instable de 2ème ordre en boucle fermée (méthode directe).

Nos valeurs finales des paramètres estimés par l'algorithme MCR :

TETA = 1.0e +123 *

0.6930

4.0406

-0.3783

-1.9905

Nos Valeurs estimés par la fonction ARX de Matlab :

b= 0 1.0008 0.4026

a= 1.0000 0.29830.7949

Résultat : l'algorithme diverge et les paramètres identifiés sont erronés

b Résultats de simulation en boucle fermée par la méthode indirecte

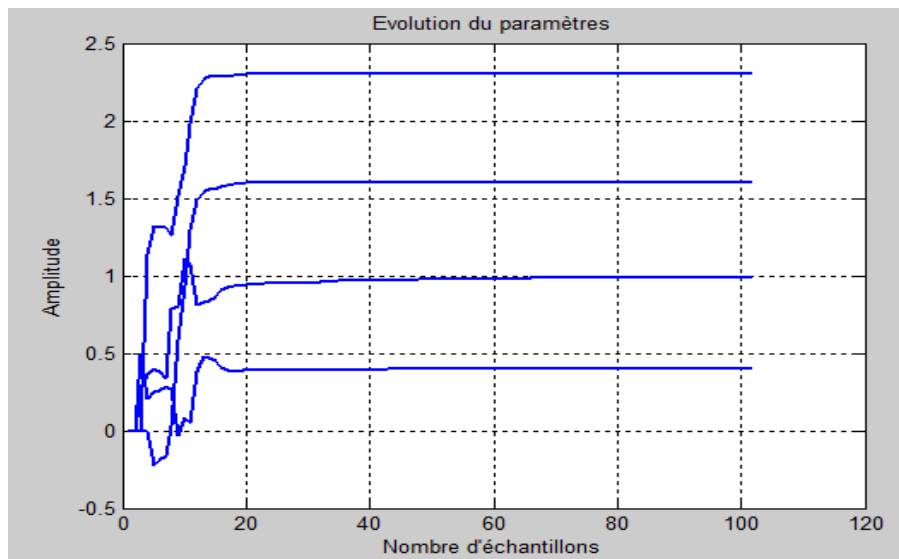


Figure 4.10. Simulation de système instable de 2eme ordre en boucle fermée (méthode indirecte)

Les valeurs finales des paramètres estimés par l'algorithme MCR :

$$\text{TETA} = 2.3000$$

$$1.6000$$

$$0.9893$$

$$0.3974$$

Les valeurs estimées par la fonction ARX de MATLAB :

$$b = [0 \quad 0.10008 \quad 0.4026]$$

$$a = [1.0000 \quad 2.3000 \quad 1.6000]$$

Résultat : Le système nous a donné des résultats acceptables.

4.5 Application au signal de parole

Considérons le signal de sortie comme un signal de parole qui est sous forme d'un fichier de données qui correspond à la phrase suivante : « *un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre* ». (Voir Fig. 4.8).

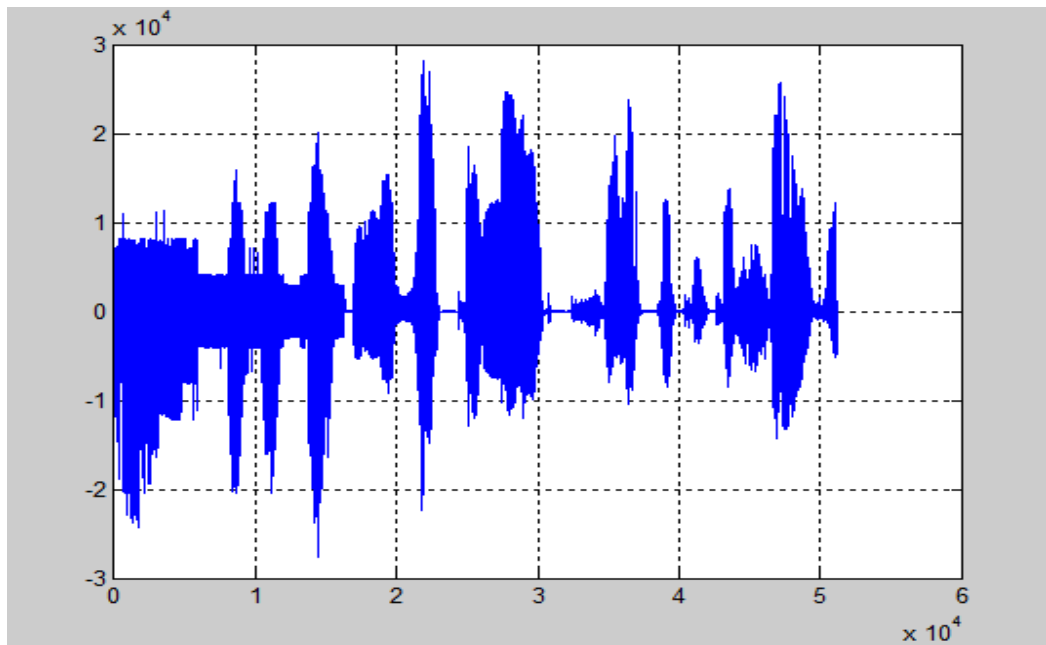


Figure 4.8. Représentation d'un signal de parole.

Le modèle qui correspond au signal de parole ayant la structure auto régressive AR de la forme : [6]

$$y(t) = \sum_{i=0}^n a_i y(t - 1) + v(t) \quad (4.3)$$

Avec n : représente l'ordre du modèle, et $v(t)$: bruit blanc.

L'utilisation de l'algorithme des moindres carrés récursif RLS (Recursive Least Squares) pour identifier le paramètre a_i du modèle AR d'ordre 10, donne les résultats suivants :

$N = 512$, $np = 10$.

Paramètres \ Méthode	Algorithme RLS	Fonction MATLAB
a_0	1.0000	1.0000
a_1	-0.7852	-0.7853
a_2	-0.0970	-0.1028
a_3	0.0456	0.0534
a_4	-0.0199	-0.0108
a_5	-0.0189	-0.0085
a_6	0.1095	0.1048
a_7	-0.0387	-0.0405
a_8	-0.0714	-0.0796
a_9	0.0176	0.0224
a_{10}	0.0514	0.0504

Tableau 4.1. Estimation des paramètres du signal de parole (np=10).

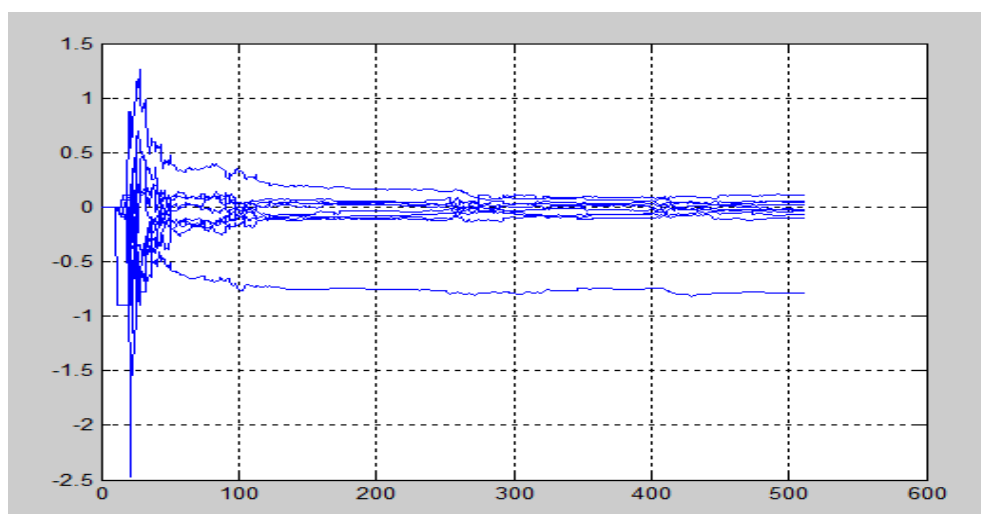


Figure 4.9. Fonction des paramètres de signal de parole.

L'utilisation de l'algorithme des moindres carrés récursif RLS (Réursive Least Squares) pour identifier le paramètre a_i du modèle AR d'ordre 8, donne les résultats suivants :

$N = 512$, $np = 8$.

Paramètres \ Méthode	Algorithme RLS	Fonction De MATLAB
a_0	1.0000	1.0000
a_1	-0.7853	-0.7865
a_2	-0.0926	-0.0971
a_3	0.0402	0.0488
a_4	-0.0238	-0.0290
a_5	-0.0173	-0.0058
a_6	0.1104	0.1032
a_7	-0.0366	-0.0371
a_8	-0.0215	-0.0260

Tableau 4.1. Estimation des paramètres du signal de parole ($np=8$).

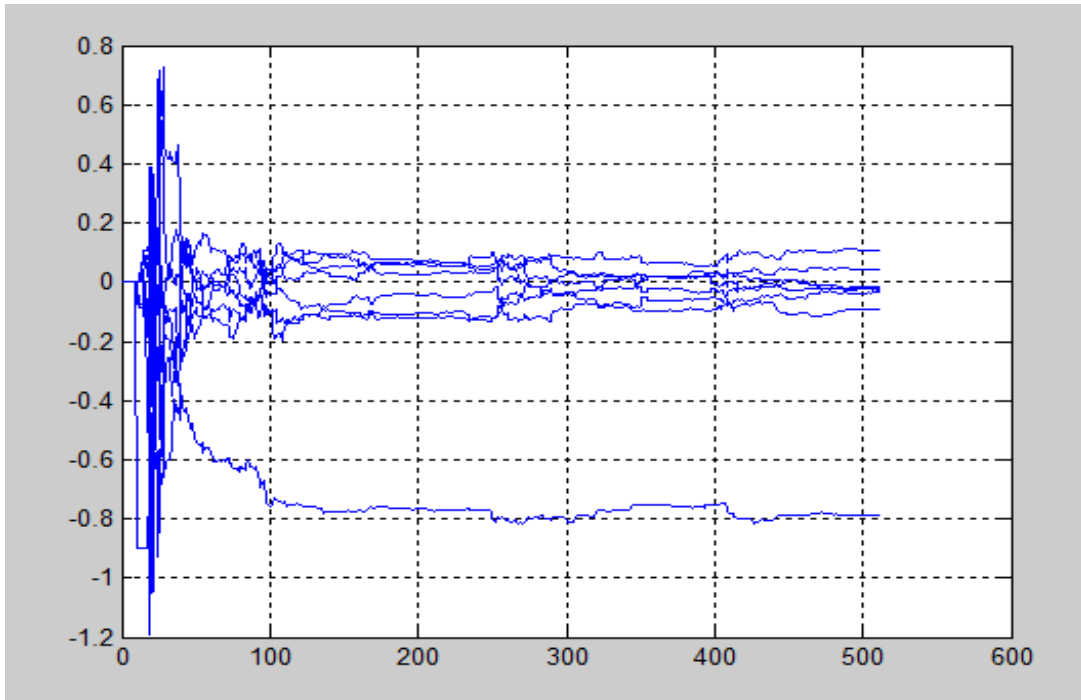


Figure 4.10. Fonction des paramètres de signal de parole.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons implémenté sous MATLAB & SIMULINK l'algorithme d'identification paramétrique basée sur l'erreur de prédiction, nous avons constaté que la stabilité du système joue un rôle très important sur les performances de l'estimateur des moindres carrés, et nous donne de meilleur résultat d'identification que le système instable qui rend l'algorithme divergent.

En suite nous ferons une application au signal de parole, les résultats de simulations en boucle ouverte par l'algorithme RLS sont des bons résultats comparativement avec la fonction ARX de MATLAB, par contre en boucle fermée malheureusement, on n'a pas eu assez de temps de vérifier les résultats de simulations.

Conclusion générale

Dans ce travail de mémoire de fin d'étude, nous avons étudié et simulé les méthodes d'identification paramétrique en boucle ouverte et en boucle fermée afin d'obtenir des estimations des paramètres du système non biaisés. En effet, l'identification de ces derniers n'est pas toujours évidente, et ensuite le choix des modèles hypothèses pour assurer une bonne identification n'est pas aisé par rapport aux modèles déterministes. Pour cette raison, plusieurs modèles d'hypothèses ont été étudiés tel que le modèle ARX, ARMAX, OE et BJ. Notons que, l'identification des paramètres d'un système peut se faire en de multiples étapes en alternant les méthodes d'identification (Moindres carrés, Variables instrumentales, etc.) et les modèles hypothèses (ARX, ARMAX, etc.).

Les méthodes présentées ont été classées selon trois approches suivant leurs hypothèses d'utilisation :

- Méthode Direct
- Méthode Indirect
- Méthode de Joint Input-Output

Dans le cas de la méthode directe, le correcteur est ignoré, la nature bouclée du système n'est pas explicitement prise en compte et les signaux d'entrée-sortie sont utilisés pour identifier directement le processus. Par contre, la méthode indirecte est fondée sur la connaissance du correcteur présent dans la boucle ainsi que sur les mesures du signal d'excitation et de la sortie. En fin, la méthode de Joint Input-Output, le correcteur est supposé inconnu, mais la structure bouclée du système est connue.

En effet, de point de vue d'implémentation, le problème fondamental avec les données en boucle fermée, est la corrélation entre le bruit non mesurable et l'entrée. Pour cette raison, la plupart des méthodes utilisées en boucle ouverte ne marchent pas lorsqu'elles sont appliquées directement aux données de la boucle fermée. Ensuite, nous ferons une

application au signal de parole. Les résultats de simulations obtenus par l'algorithme RLS donne de très bons résultats comparativement avec la fonction ARX de MATLAB.

Finalement, le domaine de l'identification en boucle fermée est actuellement très actif. En effet ces modèles sont nécessaires dans le cadre de la commande prédictive. Cette étude nous a permis d'avoir des connaissances sur l'identification des systèmes linéaires et mettre des premiers pas pour améliorer nos outils de traitement du signal.

Parmi les perspectives de ce travail, nous souhaitons améliorer la qualité d'estimation des paramètres du signal de parole par la méthode de vrai semblance ainsi que leur implémentation sur le système d'identification Toolbox de MATLAB. Nous souhaitons aussi étendre la modélisation de la parole en boucle fermée, et faire beaucoup de tests, malheureusement, on n'a pas eu assez de temps de vérifier les résultats de simulations. Un second objectif porte sur l'extension des méthodes précédentes au cas des modèles non linéaires dans un contexte bruité. Finalement, Nous espérons que notre travail va enrichir la recherche du domaine d'identification des systèmes linéaires.

Bibliographie

[1] : Maddi Abdelkader, "Modélisation & Identification des Systèmes", Polycopié de cours en Automatique, Université Blida 1, Département d'Electronique, Janvier 2017.

[2] : Bouguerra Islem et Khalfaoui Ismail, "Identification paramétrique basée sur la prédiction et application au signal de parole", PFE du Master en Automatique, Université Blida 1, Département d'électronique, Juin 2017.

[3] : Maddi Abdelkader, Guessoum. A, Berkani D and Belkina. O, "Etude de la méthode des moindres carrée réursive et application au signal de parole", 3rd International Conference : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Télécommunications, SETIT'05, Sousse, Tunisia, 2005.

[4] : Hansali Kholeid Salah, « Etude Comparative Sur L'identification Linéaire En Boucle Fermée : Application A Un Moteur A Courant Continu », Mémoire en vue de l'obtention du diplôme MAGISTER en Automatique, Département d'Automatique, Université des sciences et de la technologie Mohamed Boudiaf, Algérie, 2013.

[5] Maddi Abdelkader, "Algorithme Implémentables d'Identification Paramétrique : Application au Signal de Parole Bruitée", Thèse de Doctorat en Electronique, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, Département d'Electronique, Février 2008.

[6] : Houdhek Amal. Synthèse paramétrique de la parole Arabe. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Lorraine ; Université de Tunis El Manar (Tunisie), 2020.

[7] : Forssell, U, and Ljung, L.(1999). Closed loop identification revisited. Automatica, 10 :149-155.

[8] : Moreau, S.(1999). Contribution à la modélisation et à l'estimation paramétrique des machines électriques à courant alternatif : Application au diagnostic. Thèse de doctorat, Université de Poitiers.

[9] : Almah, H . (1995). Modélisation et identification en ligne des paramètres d'une machine asynchrone saturée en régime statique. Thèse de doctorat, Université de Poitiers.