

République Algérienne Démocratique et Populaire Ministère de l'Enseignement



Supérieur Et de La Recherche Scientifique

Université de Ghardaïa

Faculté des Sciences et Technologies

Département des Sciences et Technologies

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de

MASTER

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique

Thème

Identification paramétrique d'une machine
asynchrone

Présentée par :

BOUKHETTA OMAR ELFAROUK

M. TOUAFEK Khaled	Maître Recherche A	Univ. Ghardaïa	Président
M. BATOUN Bachir	Maître Assistant A	Univ. Ghardaïa	Examineur
M. DJELOULI Tahar	Maître Assistant A	Univ. Ghardaïa	Examineur
M. ARIF Mohammed	Maître Assistant A	Univ. Ghardaïa	Encadreur

Année universitaire 2014/2015

Dédicace :

*Avant tous, je remercie dieu le tout puissant de
M' avoir donné le courage et la patience pour réaliser Ce
travail malgré toutes les difficultés rencontrées.*

Je dédie ce modeste travail :

A ma mère

A mon grand père et ma grande mère

A mes amis et collègues

A mes professeurs de l' université de Ghardaïa

A tous les musulmans

REMERCIEMENTS

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements et notre profonde gratitude à notre promoteur monsieur Arif Mohammed, pour leur aides sans réserve et leur conseils précieux qu'il nous a dispensé au long de ce travail, et pour Dr Batoun Bachir et Mr Kifouche Abdessalam.

Résumer :

Le travail présenté dans ce mémoire a pour objectif la présentation des essais pour l'identification paramétrique d'une machine asynchrone. Deux axes majeurs ont été développés au cours de cette étude, La première a vu représenté dans le choix de l'essai, Détermination de la fonction de transfert de la machine et la relation entre les paramètres physiques et les coefficients à estimer, Le choix de l'entrée d'excitation. La deuxième a été consacré pour la conception du programme d'acquisition des données et également le programme d'identification (en Matlab) ou nous avons identifié tous les paramètres de la machine à partir du fichier de donnés (tension/courant), Que nous avons obtenu grâce à la création d'une machine asynchrone virtuelle dans l'espace Simulink Matlab.

MOTS CLES : Machine asynchrone, Identification, Paramétrique, Simulink, Matlab.

Abstract:

The work presented in this thesis aims to display tests for the parametric identification of an asynchronous machine. Two major axes were developed during this study, the first saw shown in choosing the test Determination of the transfer function of the machine and the relationship between the physical parameters and the coefficients to be estimated, the choice of the excitation input. The second was dedicated to the design of the data acquisition program and also the identification program (Matlab) and we identified all the machine settings from the given file (voltage / current), that we got through the creation of a virtual asynchronous machine in space Matlab Simulink.

KEYWORDS: Asynchronous machine, Identification, Parametric, Simulink, Matlab.

ملخص:

العمل المقدم في هذه الأطروحة يهدف لعرض محاولات لتعريف الحدودي للآلة الامتزازمة. وقد وضع موضوعين رئيسيين خلال هذه الدراسة الموضوع الأول يتمثل في اختيار الاختبار، تحديد دالة تحويل الجهاز والعلاقة بين المعلمات المادية و المعاملات المقدر، اختيار المدخلات. وخصص الثاني للتصميم البرنامج الحصول على البيانات وأيضاً برنامج تحديد (ماتلاب) أين تعرفنا على كافة إعدادات الجهاز من ملف (الجهد / تيار) الذي تحصلنا عليه من خلال أنشاء آلة لامتزازمة إفتراضية بواسطة السيميولينك لماتلاب.

الكلمات المفتاحية : آلة غير متزامن، تحديد الهوية، حدودي، السيميولينك ، ماتلاب.

Sommaire

DEDICACE	I
REMERCIEMENTS.....	II
RESUMER.....	III
SOMMAIRE.....	IV
TABLE DES FIGURES	VII
Liste des tableaux.....	VIII
 INTRODUCTION GENERALE :	 1
 CHAPITRE I : GÉNÉRALITÉ SUR L'IDENTIFICATION	
I-1.INTRODUCTION	3
I-2.IDENTIFICATION DES SYSTEMES.....	3
I-3.ESTIMATION PARAMETRIQUE	4
I-4.CHOIX DE LA FONCTION COUT	5
I-5.DESCRPTION DES STRUCTURES DE MODELES SISO	6
I-6.CHOIX DE SIGNAUX D'ENTREE	7
1-6-1.FONCTION ECHELON, FONCTION IMPULSIONNELLE	7
1-6-2.SEQUENCE BINAIRE PSEUDO-ALEATOIRES(S.B.P.A).....	7
I-7.CHOIX DE LA FRÉQUENCE D'ÉCHANTILLONNAGE	10
I-8.BRUIIS DE MESURES.....	11
I-9.CHOIX DE MODELE PHYSIQUE.....	11
I-10.METHODE DE VALIDATION ET CHOIX D'ORDRE DU MODELE	12
I-11.FILTRAGE DE DONNEES.....	13
I-12.MOYENS DE MESURES	13
I-13.CONCLUSION	14
 CHAPITRE II : DESCRIPTION DES DIFFERENTES METHODES D'IDENTIFICATION	
2-1.INTRODUCTION.....	15
2-2.METHODE D'IDENTIFICATION	15
2-2-1.METHODE DE MESURES DISCRETES DES PARAMETRES	16
2-2-2.METHODES D'OPTIMISATION PARAMETRIQUE	16
2-3.CHOIX DE L'ALGORITHME D'OPTIMISATION	17
2-3-1.METHODE DU GRADIENT	18
2-3-2.METHODE DE GAUSSE NEWTON	20

2-3-3.LA METHODE DE POWELL	21
2-3-4.METHODE DE MARQUARDT	21
2-4.METHODE DE MODELE	21
2-5.METHODES DES MOINDRES CARRES	22
2-5-1.METHODE DE L'EQUATION D'ERREUR (ERREUR DE PREDICTION).....	24
2-5-2.METHODE DES MOINDRES CARRES RECUESIF (MCR).....	24
2-5-2-1.ALGORITHME DES MOINDRES CARRES RECURSIFS	24
2-5-2-2.CHOIX DU GAIN D'ADAPTATION	26
2-5-3.METHODE DES MOINDRES CARRES SIMPLE (STRUCTURE ARX).....	27
2-5-4.METHODE DES MOINDRES CARRES ETENDUS (STRUCTURE ARMAX).....	30
2-6.METHODE DES VARIABLES INSTRUMENTALES (IV).....	32
2-7.STRUCTURE DE BOX -JENKIS	33
2-9.ETUDE COMPARATIVE DES METHODES	35
2-9-1.COMPARAISON THEORIQUE	36
2-10.CONCLUSION	37
 CHAPITRE III : MODELISATION DE LA MACHINE	
ASYNCHRONE ET DETERMINATION DE LA FONCTION DE	
TRANSFERT	
3-1.INTRODUCTION.....	38
3-2.MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE	38
3-2-1.RAPPEL: PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DU MOTEUR A INDUCTION.....	38
3-2-2.HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES	38
3-2-3.MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	39
3-2-4.MODELE DE PARK	40
3-3.MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTEE EN TENSION	43
3-4.DETERMINATION DE LA FONCTION DE TRANSFERT	44
3-4-1.PASSAGE ANALYTIQUE DU MODELE CONTINUE AU DISCRET	45
3-5.STRUCTURE D'IDENTIFICATION PAR LES STRUCTURES DE MODELES	47
3-6.CONCLUSION	47
 CHAPITRE IV: IDENTIFICATION D'UNE MACHINE	
ASYNCHRONE SAINE A L'AIDE DES DONNES SIMULEES	
4-1.INTRODUCTION.....	48
4-2.MONTAGE EXPERIMENTALE	48
4-3.SIMULATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE	49

TABLE DES FIGURES

4-3-1.MISE SOUS FORME D'EQUATIONS D'ETAT	49
4-3-2.SHEMA DE SIMULATION	50
4-4.IDENTIFICATION A L'AIDE DE DONNEES SIMULEES	51
4-4-1.APPLICATION DES DIFFERENTES TECHNIQUES A L'IDENTIFICATION	52
4-5.IINTERPRETATION DES RESULTATS	55
4-6.CONCLUSION	56
CONCLUSION GENERALE	57
BIBLIOGRAPHIES	58
ANNEXE A	59
ANNEXE B	62
ANNEXE C	64

TABLE DES FIGURES

Figure (1.1). Registre à décalage permettant d'obtenir des S.B.P.A.....	8
Figure (1.2). Représentation temporelle du signal.....	8
Figure (2.1). Représentation des minima locaux et du minimum global d'une fonction objectif $f(x)$	18
Figure (2.2).schéma de principe de la méthode du modèle.....	22
Figure (2.3) structure générale d'un modèle paramétrique linéaire.....	23
Figure (2.4). Structure de méthode de l'erreur de prédiction.....	24
Figure (2.5). Structure du modèle ARMAX.....	30
Figure (2.6). Structure du modèle BJ.....	34
Figure.(2.7).Structure du modèle erreur de sortie.....	35
re (2.8) système dynamique bruité.....	36
Figure (3.1) Représentation des systèmes d'axes dans l'espace.....	40
Figure (3.2) Représentation de la machine asynchrone dans l'espace électrique (a) et dans le repère de PARK(b).....	42
Figure (4.1) Acquisition des données de machine asynchrone pour extraction le fichier (tension/courant).....	48
Figure (4.2) Modèle SIMULINK d'un moteur asynchrone à cage.....	40
Figure (4.3) Courant de démarrage et tension simple correspondante Alimentation sinusoïdale.....	51
Figure (4.4) Courant de démarrage et tension simple correspondante Alimentation sinusoïdale avec SBPA.....	51
Figure (4.5) le courant simulé et le courant estimé pour les cinq modèles (l'entrée sinusoïdal).....	53
Figure (4.6) le courant simulé et le courant estimé pour les cinq modèles pour l'entrée sinusoïdal avec SBPA.....	54

LISTE DES TABLEAUX

Tableau (1.1) Génération des S.B.P.A de longueur maximale.....	9
Tableaux (4.1) numérateur et dénominateur discret de la fonction de transfert pour l'entrée sinusoïdale.....	52
Tableaux (4.2) numérateur et dénominateur continu de la fonction de transfert pour l'entrée sinusoïdale($T_e=0.001$)	52
Tableaux (4.3) numérateur et dénominateur discret de la fonction de transfert pour l'entrée sinusoïdale avec SBPA.	53
Tableaux (4.4) Numérateur et dénominateur continu de la fonction de transfert pour l'entrée sinusoïdale avec SBPA ($T_e=0.001$).	54

Introduction générale

Introduction Générale :

La maîtrise des procédés industriels est un enjeu important pour la sécurité industrielle. La connaissance du comportement d'un procédé est utilisée pour le développement de toute stratégie de détection de défauts afin de déceler les défaillances par rapport au comportement dit normal. L'objectif essentiel des méthodes de détection de défauts est d'augmenter la disponibilité et la maintenabilité des procédés. Une des premières solutions est d'utiliser la redondance matérielle en mettant en parallèle plusieurs composants. Mais cette solution très chère ne donne pas toujours satisfaction. Une autre solution de détection de défauts est la redondance analytique qui consiste à comparer le comportement réel du procédé et le comportement théorique attendu fourni par un modèle afin de comparer leur cohérence.

La plupart de ces processus font largement appel à des moteurs pour assurer l'entraînement. En fonction des applications, ces moteurs sont de divers types et les performances exigées sont largement variables. Par conséquent, ces moteurs doivent répondre de manière efficace à des variations de consignes (vitesse, position, couple) et cela, dans une large gamme de variations du point de fonctionnement. De ce fait, on doit avoir un accès direct et immédiat au couple, afin de le contrôler de manière rapide et appropriée pour mieux adapter le moteur aux exigences imposées. Le moteur à courant continu répond très bien à ces exigences. Cela s'explique par le découplage naturel entre le flux et le couple. Néanmoins, la présence du collecteur limite la puissance et/ou la vitesse et exige une maintenance régulière.

C'est pourquoi, de nos jours, on se tourne de plus en plus vers les moteurs synchrones à aimants permanents et les moteurs à induction (asynchrones). La machine asynchrone est particulièrement robuste et de faible coût, et cela la conduit à devenir de plus en plus employée dans le domaine industriel. Elle est utilisée dans les applications à basse performance ainsi que dans des applications plus sophistiquées.

Plusieurs approches d'identification sont mises en œuvre pour le cas de la machine asynchrone. Elles se distinguent les unes des autres par la méthode d'identification, les signaux d'entrées sorties et par la technique de minimisation adoptée.

L'identification classique détermine les paramètres du schéma équivalent à l'aide des trois essais suivants: L'essai au synchronisme, l'essai à rotor bloqué et l'essai en courant continu. L'essai au synchronisme ne présente pas de difficultés particulières, car il suffit de disposer d'une autre machine accouplée à la machine asynchrone à identifier." Par contre, l'essai à rotor bloqué pose un

certain nombre de difficultés. La première difficulté concerne la stabilité thermique de l'essai. En effet, à rotor bloqué, la machine s'échauffe rapidement, et par conséquent, les paramètres obtenus peuvent être issus d'essais effectués dans des conditions de température complètement différentes du fonctionnement normal de la machine. La deuxième difficulté concerne le blocage du rotor. En effet, pour les moteurs de grande puissance, l'immobilisation du rotor est difficile.

En plus des difficultés d'expérimentation citées précédemment, il faut ajouter que les paramètres obtenus par cette méthode ne sont valides que dans une plage restreinte de fonctionnement de la machine.

Dans ce travail, nous nous intéressons à l'identification paramétrique de la machine asynchrone. Nous proposons dans cette étude l'identification, à partir des données simulées, d'une machine asynchrone. L'objectif est d'identifier un modèle de référence décrivant correctement le comportement de la machine asynchrone.

Le mémoire comporte quatre chapitres. Dans le premier chapitre, nous avons présenté les notions et les techniques d'identification et nous avons donné des conseils comme le choix de fonction coût et les signaux d'entrées, fréquence d'échantillonnage, influence de bruit de mesure tout pour assurer une bonne identification.

Le chapitre deux, nous présentons en premier lieu les méthodes d'identification les plus utilisées tel que la méthode du modèle, puis les méthodes d'optimisations d'erreurs et la comparaison entre ces méthodes.

Le troisième chapitre est consacré à la machine asynchrone, nous avons défini le modèle mathématique de la machine asynchrone dont la complexité a été réduite, moyennant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices et par l'application de la transformée de PARK, On déterminons la fonction du transfert de la machine en fonction des courants et tensions statoriques, qui nous permettent d'identifier les paramètres de la machine en fonction des coefficients de cette fonction qu'il faut identifier par les méthodes citées dans le chapitre 2.

L'expérimentale de ce travail est présenté dans le dernier chapitre. Après simulation de la machine asynchrone, nous traitons l'identification des paramètres électriques et mécanique de la machine asynchrone saine avec cinq méthode numérique (ARX, ARMAX, IV, BJ, OE) la validation du modèle fait par comparaison de courant simulée et celle qui nous avons estimé. L'identification a pour but déterminé les paramètres électriques et mécaniques d'un modèle standard.

CHAPITRE I

Généralité sur l'identification

I-1.INTRODUCTION	3
I-2.IDENTIFICATION DES SYSTEMES.....	3
1-3.ESTIMATION PARAMETRIQUE	4
1-4.CHOIX DE LA FONCTION COUT	5
1-5.DESCRPTION DES STRUCTURES DE MODELES SISO	6
1-6.CHOIX DE SIGNAUX D'ENTREE	7
1-6-1.FONCTION ECHELON, FONCTION IMPULSIONNELLE	7
1-6-2.SEQUENCE BINAIRE PSEUDO-ALEATOIRES(S.B.P.A).....	7
1-7.CHOIX DE LA FRÉQUENCE D'ÉCHANTILLONNAGE	10
1-8.BRUIIS DE MESURES.....	11
1-9.CHOIX DE MODELE PHYSIQUE.....	11
1-10.METHODE DE VALIDATION ET CHOIX D'ORDRE DU MODELE	12
1-11.FILTRAGE DE DONNEES.....	13
1-12.MOYENS DE MESURES	13
1-13.CONCLUSION	14

I-1.INTRODUCTION

Identifier un procédé ou système consiste à proposer une structure entre son entrée et sa sortie et à déterminer à partir du couple entrée-sortie, les valeurs des paramètres du modèle. Le modèle ainsi trouvé doit, dans son domaine de validité, se comporter comme la réalité (physique) ou au moins s'en approcher au plus près.

I-2.IDENTIFICATION DES SYSTEMES

En termes techniques, l'identification d'un système est définie comme : la détermination d'un modèle mathématique d'un système (processus) à partir des essais ou des données expérimentales de l'entrée et de la sortie de ce système. La détermination d'un modèle mathématique d'un système physique consiste en [1] :

- a- la détermination de sa structure, C'est **l'étape qualitative**. Le plus souvent il s'agit de la connaissance sur l'ordre du système, ses conditions initiales, l'amplitude maximum de ses entrées et sorties. On peut aussi s'aider des équations physiques qui régissent le système pour acquérir ces connaissances indispensables. Si le système est vraiment très complexe, le simplifier en ramenant son étude autour d'un point de fonctionnement reste une solution. Deux sortes de modèles peuvent être dénombrées :

- Les modèles paramétriques comme les équations différentielles ou les fonctions de transfert.
- Les modèles non-paramétriques comme les réponses impulsionnelles ou fréquentielles.

b- la détermination des valeurs numériques de ses paramètres, c'est **l'étape quantitative**. Elle permet de déterminer, par application des méthodes de programmation mathématique sur calculateur numérique, les valeurs numériques des divers paramètres du processus étudié. Établir un modèle paramétrique par des données expérimentales se fait en six étapes de base [2] :

- choix de l'entrée à appliquer au procédé afin d'obtenir des couples Entrées/Sorties pertinents,
- choix de la structure du modèle,
- définition d'un critère de qualité,
- optimisation de la fonction de coût associée pour obtenir une valeur numérique optimale des paramètres, et pour choisir probablement la structure de modèle la plus adaptée,
- évaluation de l'incertitude dans les paramètres prévus,
- validation des résultats.

1-3.ESTIMATION PARAMETRIQUE

Il existe deux types de l'estimation paramétrique.

Estimation paramétrique non réursive:

Adaptées pour une identification hors-ligne. Le principe d'estimation non-réursive consiste à enregistrer toutes les mesures de l'essai avant de passer à l'algorithme d'identification. Traitement des entrées/sorties par paquets obtenus sur un horizon de temps.

Pas d'estimation des paramètres pendant l'acquisition ou la lecture du fichier.

Estimation paramétrique réursive:

Traitement d'une paire d'entrées/sorties à chaque pas d'échantillonnage. (Pendant l'acquisition (temps réel) ou lors de la lecture d'un fichier de données). Estimation des paramètres à chaque pas d'échantillonnage. [1]

Le modèle le plus communément utilisé en estimation paramétrique est basé sur la représentation non linéaire d'espace d'état décrite par :

- Système

$$\text{- Equation } d\chi(t)/dt = f[x(t), u(t), a(t), w(t)] \quad (1.1)$$

$$\text{- observation ou sortie } Y(t) = g[x(t), u(t), v(t)] \quad (1.2)$$

- équations du (ou des) modèles.

Où $\chi(t)$ est un vecteur de dimension n des variables d'état caractérisant le comportement dynamique du système.

$u(t)$ est un vecteur de dimension m des entrées ou variables exogènes qui sont normalement mesurées avec exactitude.

$w(t)$ est un vecteur de dimension I de bruit d'entrée non mesurable, qui affecte le système. $v(t)$ est un vecteur de dimension q des sorties observées du système.

Les fonctions de vecteurs f et g sont non linéaires et en fonction du temps. Le vecteur de dimension r des paramètres inconnus $a(t)$ est en fonction du temps et reflète la non stationnarité mais ses éléments peuvent souvent être considérés comme constants ou variant légèrement.

Le problème de l'estimation posé par l'équation (1.1) est de déduire l'estimée \hat{a} du vecteur de paramètres inconnus à partir de l'observation de la sortie $y(t)$ et de l'entrée $u(t)$, qui peuvent être mesurées en continu ou en discret On peut considérer deux représentations :

la première est le modèle linéaire espace d'état :

$$\frac{d\chi}{dt} = \Phi(t).\chi(t) + \Gamma(t).u(t) + w(t) \quad (1.3)$$

$$Y(t) = \Pi(t).\chi(t) + v(t) \quad (1.4)$$

Où $\Phi(t)$ et $\Gamma(t)$ sont des matrices dimensionnées convenablement et les éléments constituent paramètres inconnus. Les entrées stochastiques $w(t)$ et $v(t)$ sont de valeur moyenne nulle (bruit blanc) et sont des vecteurs indépendants de $u(t)$ de covariance (densité spectrale) respectivement les matrices S et R .

La seconde représentation linéaire est l'observation d'état, description de la matrice polynomiale de la forme générale:

$$A(p).x(t) = B(p).u(t) \quad (1.5)$$

$$Y(t) = x(t)H(t) \quad (1.6)$$

En substituant l'équation (1.5) dans l'équation (1.6), nous obtenons:

$$Y(t) = G(p).u(t) + \xi(t) \quad (1.7)$$

où $G(p) = A^{-1}(p).B(p)$ fonction de transfert multivariables.

Les opérateurs continus $A(p)$ et $B(p)$ sont définis par:

$$A(p) = I.p^n + \mathbf{A}_1 p^{n-1} + \dots + \mathbf{A}_n \text{ et } B(p) = B_1 p^{n-1} + B_2 p^{n-2} + \dots + B_n \quad (1.8)$$

Où les A_i , B_i et $i = 1, \dots, n$ sont des matrices des coefficients réels, dimensionnées de manière appropriée.

1-4.CHOIX DE LA FONCTION COUT

Une fois que la structure du modèle a été définie, on devra choisir le meilleur modèle qui est le plus proche possible du système réel. Le critère pour ce choix est l'optimisation d'une fonction de coût de grandeur scalaire J qui concerne les paramètres du modèle. La valeur optimale de Θ naturellement dépendra du coût choisi, qui devrait donc toujours être spécifié [2].

Il existe un grand nombre de critères, dont les plus connus sont décrits ci-dessous.

- **Critère quadratique:** c'est le plus utilisé.

$$J(\Theta) = \varepsilon(\Theta)^T . Q . \varepsilon(\Theta) \quad (1.9)$$

Où : $\varepsilon = (\mathcal{Y}_{\text{systeme réel}} - \mathcal{Y}_{\text{modele}}(\Theta))$ écart entre la réponse du système et celle du modèle.

La matrice de pondération est symétrique et définie non négative. Q est souvent pris comme matrice identité.

- **Critère en valeur absolue:** Ces critères sont beaucoup moins utilisés que les critères quadratiques car leur caractère non différentiable ne permet pas d'utiliser les algorithmes d'optimisation reposant sur un développement limité du critère.

$$J(\Theta) = \sum \varepsilon^T Q \varepsilon \quad (1.10)$$

Avec : q matrice de pondération.

- **Critères du maximum de vraisemblance :** Le principe de ces critères est de déterminer le vecteur des paramètres accordant aux données le maximum de crédibilité. Ces critères utilisent les informations sur les bruits de mesures.

$$J(\Theta) = \prod_y y_s | \theta | \quad (1.11)$$

Avec $\prod_y y_s | \theta |$ vraisemblance de y_s , y_s : sortie du système.

Pratiquement, la forme la plus utilisée pour exprimer ce fonctionnel est la norme quadratique de l'erreur, ce qui lui attribue une forme quadratique.

1-5.DESCRPTION DES STRUCTURES DE MODELES SISO (simple entrée – simple sortie)

Le système est modélisé par une fonction de transfert de type :

$$G(q) = q^{nk} \frac{B(q)}{A(q)} \quad (1.12)$$

Ou A et B sont des polynômes d'opérateurs retard q^{-1} . Nous devons déterminer les coefficients de la fonction de transfert du modèle de représentation paramétrique. Si les signaux sont rapportés à un système linéaire, on écrira que : $Y(t) = G(q^{-1}) \cdot u(t) + v(t)$; (1.13)

Et

$$G(q^{-1})u(t) = \sum_{k=1}^{\infty} g(k) \cdot u(t-n_k) \quad (1.14)$$

Avec

$$G(q^{-1}) = \sum_{k=1}^{\infty} g(k) \cdot q^{-k} \quad \text{et } q^{-1} \cdot u(t) = u(t-1) \quad (1.15)$$

La fonction de transfert $G(q^{-1})$ est évaluée dans le cercle de rayon unitaire donnant la fonction de fréquence : $G(e^{j\omega})$.

$V(t)$ est additionnée au bruit non mesurable et peut être considéré comme bruit blanc de la forme :

$$v(t) = H(q^{-1}) \cdot e(t) \quad (1.16)$$

Il faut estimer les fonctions G et H qui sont des fonctions rationnelles d'opérateur q^{-1} . La prédiction d'erreur est :

$$E(t) = H^{-1}(q^{-1}) \cdot |y(t) - G(q^{-1}) \cdot u(t-nk)| \quad (1.17)$$

Ces erreurs sont pour les données y et u , des fonctions de G et H . La méthode paramétrique la plus commune est suffisante pour calculer l'estimateur de G et H par la minimisation de

$$V_n(G, H) = \sum_{t=1}^N e^2(t) ; | \quad (1.18)$$

$$(\hat{G}_N, \hat{H}_N) = \operatorname{argmin} \sum_{t=1}^N e^2(t) . | \quad (1.19)$$

1-6.CHOIX DE SIGNAUX D'ENTREE

C'est à l'expérimentateur de décider de solliciter le système réel avec le type de signal, compte tenu des moyens mis à sa disposition. Si le signal d'entrée est étendu (riche en information), meilleur sera le modèle obtenu en identification. Habituellement les milieux industriels utilisant la rampe ou l'échelon comme signal d'entrée. Le développement actuel de la commande numérique incite à l'utilisation des séquences binaires pseudo-aléatoires faciles en œuvre sur ordinateur.

1-6-1.FONCTION ECHELON, FONCTION IMPULSIONNELLE

L'application d'une entrée échelon à un processus doit être accompli par un switching-on (switching-off) d'une tension (ou courant d'entrée). Par contre l'identification par l'échelon ou la rampe peut être réalisée en hors ligne ou en ligne. Par contre l'identification des processus linéaires à partir de la fonction impulsionnelle est utilisée en hors ligne.

1-6-2.SÉQUENCE BINAIRE PSEUDO-ALEATOIRES(S.B.P.A)

Les séquences binaires pseudo-aléatoires sont des successions d'impulsions rectangulaires modulées en largeur, qui approximent un bruit blanc discret et donc qui ont un contenu riche en fréquences.

Elles s'appellent pseudo-aléatoires 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.

A-GENERATION DES S.B.P.A :

Considérons le système numérique suivant constitué par un registre à décalage dont le contenu est décalé vers la droite à chaque top d'horloge (période élémentaire T_e), tandis que le premier bit est élaboré en effectuant l'addition modulo deux du contenu des cases m et n , comme que montre la figure (1.1)

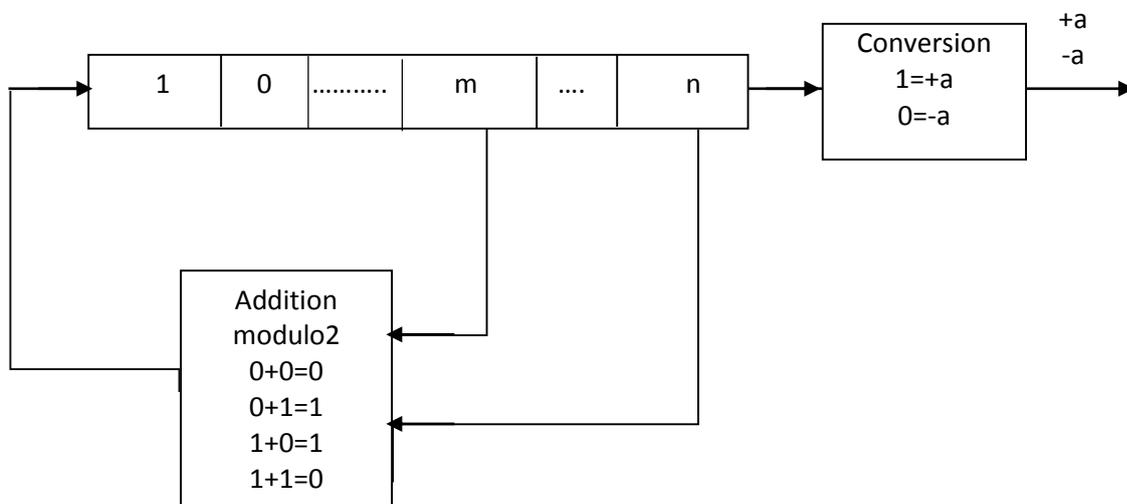


Figure 1.1. Registre à décalage permettant d'obtenir des S.B.P.A

La conversion analogique du n^{eme} bit ($1 \rightarrow +a$, $0 \rightarrow -a$) génère alors un signal tel que celui de la figure (I.2), de période $T = T_e(2^n - 1)$. [3]

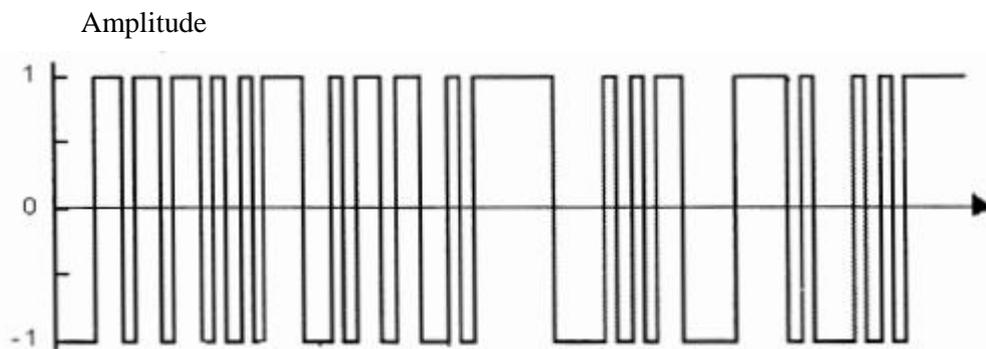


Figure I.2. Représentation temporelle du signal.

A noter qu'au moins une des n cellules de registre à décalage doit avoir une valeur logique initiale différente de zéro.

Le tableau (1.1) donne pour différents nombres de cellules la structure des bouclages permettant d'engendrer des S.B.P.A. De longueur maximale.

Nombre de cellule N	Longueur de la séquence L	Bits additionnés m et n
2	3	1 et 2
3	7	1 et 3
4	15	3 et 4
5	31	3 et 5
6	63	5 et 6
7	127	4 et 7
8	255	2,3, 4 et 8
9	511	5 et 9
10	1023	7 et 10

Tableau 1.1. Génération des S.B.P.A de longueur maximale

B-DIMENSIONNEMENT DE LA S.B.P.A :

Pour bien identifier le gain statique du procédé, il faut que la durée d'au moins une des impulsions (par exemple l'impulsion de durée maximale) soit supérieure au temps de montée t_M du procédé. La durée maximale d'une impulsion étant $n.T_e$, il résulte la condition :

$$t_{im} = n.T_e > t_M \quad (1.20)$$

A partir de la condition (1.20), on détermine n et donc la longueur de la séquence $(2^n - 1)$.

D'autre part, pour balayer tout le spectre de fréquence, il faut que la longueur d'un essai soit au moins égale à la longueur de la séquence. Dans beaucoup de cas, on choisit la durée de l'essai (L) égale à la longueur de la séquence.

Dans beaucoup de situations pratiques, on choisit comme fréquence d'horloge pour la S.B.P.A. un sous multiple de la fréquence d'échantillonnage. Si

$$f_{\text{SBPA}} = f_e / p ; p = 1, 2, 3, \dots$$

Alors la condition (1.20) devient

$$t_{\text{im}} = p \cdot n \cdot T_e > t_M \quad (1.21)$$

Cette approche est plus intéressante que l'allongement de la longueur de la séquence (augmentation de n). L'utilisation d'un diviseur de fréquence pour la fréquence d'horloge de la S.B.P.A. va réduire la bande de fréquence correspondant à une densité spectrale d'énergie constante.

C-CHOIX DE L'AMPLITUDE DE LA S.B.P.A

L'amplitude de la S.B.P.A. peut être faible, mais elle doit être supérieure au niveau du bruit résiduel. Si le rapport signal/bruit est trop faible, il faut allonger de l'essai pour pouvoir obtenir une bonne estimation des paramètres.

Notons que, dans de nombreuses applications l'augmentation significative du niveau de la S.B.P.A n'est pas souhaitable à cause du caractère non linéaire des procédés à identifier. [4]

1-7.CHOIX DE LA FRÉQUENCE D'ÉCHANTILLONNAGE :

L'opération consiste à transformer un signal analogique $f(t)$ en une suite numérique ou suite de nombres (f_n) contenant l'information utile sur $f(t)$. Les quantités d'informations à stocker sur la carte d'acquisition doivent déferler à des instants de temps égaux, qui contiennent l'échantillonnage des signaux.

Deux problèmes se posent alors pour le choix de la période.

A-PROBLEME TECHNIQUE

Si la période d'échantillonnage est trop importante. Il y a perte d'informations et le signal recueilli se trouve déformé.

Parallèlement si la période est trop faible. Il y a redondance d'information. Ce qui conduit au traitement d'une quantité importante d'informations et l'espace mémoire de stockage devient alors saturé pour la reconstitution du signal.

Il est donc nécessaire d'échantillonner ; d'après le théorème de SHANNON. A une fréquence supérieure ou égale de deux fois la plus haute fréquence contenue dans le signal.

b-PROBLEME THEORIQUE

Lors de l'identification d'un système contenu temporel inhérent à un système discret équivalent. La question du choix de la période d'échantillonnage n'est pas triviale. Aussi l'obtention d'un modèle continu à partir de celui discret identifié n'est pas sans difficulté. De non nominal, c'est-à-dire que la fonction de transfert continu obtenu peut être réductible.

Conséquence les fonctions de transfert calculées sont sensibles aux erreurs des coefficients des polynômes du numérateur et dénominateur.

Un grand nombre de techniques ont été développées pour estimer le modèle continu à partir de celui discret ; choisir donc une transformation convenable qui permet le passage du modèle discret en modèle continu correspondant est plus que nécessaire.

1-8.BRUIES DE MESURES :

Un laboratoire de commande numérique des machines électriques peut se constituer comme un environnement plus ou moins bruité. L'appareillage de mesures l'est aussi. Pour y remédier, on utilise :

- Soit un filtre numérique dans le prétraitement des signaux auquel cas, il est demandé de faire une étude sérieuse sur l'utilisation des filtres. Une autre solution à ce problème est le sur échantillonnage qui présente l'avantage de ne pas nécessiter des filtres analogiques supplémentaires mais sur dimensionne la taille des fichiers de mesures et par conséquent diminue la vitesse d'acquisition et de traitement.

- Soit des filtres analogiques en tenant compte des couplages dans les inductances.

1-9.CHOIX DE MODELE PHYSIQUE :

Lorsque le système à identifier est complexe et d'ordre élevé deux approches sont possibles

- La première consiste à décomposer en sous-systèmes (technique des échelles de temps multiples) et à identifier par morceaux. Ce n'est guère facile lorsque le système est multivariable et reliées entre elles.

- La seconde est d'approximer l'ordre par les fonctions de transfert de type premier, seconde ou troisième ordre. L'inconvénient est qu'on ne peut plus relier les paramètres physiques aux paramètres identifiés à cause de la dégénérescence du modèle. Cependant, cette procédure reste valable quand l'objectif est la réalisation de la commande (calcul des régulateurs, correcteurs,.....).

1-10.METHODE DE VALIDATION ET CHOIX D'ORDRE DU MODELE

A-METHODE DE VALIDATION

Le choix approprié de la structure du modèle est aussi important que la modélisation physique dans l'application de l'identification. Donc, le procédé d'identification est caractérisé par la recherche d'une structure de modèle raisonnable et d'un modèle de représentation paramétrique pour une structure donnée. Ce modèle doit être le meilleur possible auquel cas il faut tester si le modèle approprié est connu comme modèle de validation. On peut décrire plusieurs méthodes réparties comme suit :

- comparaison des signaux de sorties simulés avec ceux mesurés.
- tests résiduels.
- coefficients d'AKAIKE (Final Prediction Error) Comparaison des critères obtenus pour différentes structures de modèle.

B-CHOIX DE L'ORDRE DE SYSTEME

Les causes de déficience d'un modèle peuvent être liées à plusieurs symptômes.

- Mauvais choix d'un critère.
- Mauvais choix de la représentation.
- Absence de richesse sur l'information.

Les méthodes statiques d'estimation des paramètres ne permettent d'évaluer la qualité du modèle qu'à posteriori. Cela suppose qu'une structure est choisie et que l'ordre des fonctions de transfert traduit le modèle. Nous affirmons, qu'il n'existe pas de méthode universelle, si ce n'est l'indication que peut donner un modèle de connaissance. Certains critères statiques, les méthodes de corrélation ou les coefficients tels que FPE's AKAIKE (final prediction error ou coefficients d'AKAIKE) [5] permettent de juger de qualité de l'estimation et comparer les différents modèles

obtenus.
$$FPE = \frac{1 + \frac{m}{n}}{1 - \frac{m}{n}} \cdot J ; \quad (1.22)$$

Ou

m: nombre total de paramètres estimés.

n : longueur des enregistrements.

En pratique, nous devons choisir l'ordre du modèle qui rend l'erreur final de prédiction minimale. Le facteur de corrélation nécessite le calcul des réponses réelles et simulées du modèle à identifier.

Il est défini par :

$$\rho = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n |y^2(k) - \hat{y}^2(k)|^{0.5}}{\sum_{k=1}^n |y(k)|} \quad (1.23)$$

Il traduit l'écart entre la sortie simulée et la sortie réelle. Plus ce facteur est proche de 1, meilleur est l'identification.

1-11.FILTRAGE DE DONNEES

Le filtrage à transmettre sans déformation toutes les composantes utiles du signal, c'est-à-dire celles qui appartiennent à la bande passante du signal et à éliminer toutes les autres. C'est précisément le rôle du filtre analogique. Le filtre numérique possède de nombreux avantages tels que la précision, la souplesse de mise en forme et l'absence de problème lié à la réalisation technologique.

Importante concerne le filtrage des signaux entrées-sorties. En l'absence du filtrage La spécification, l'algorithme des moindres carrés simple tend à optimiser l'approximation du modèle du procédé dans les hautes fréquences. Un filtre passe-bande est donc utilisé afin de fournir à l'estimation les informations concernant uniquement la bande de fréquence intéressante. Par ailleurs, il permet d'éliminer les composantes statiques ou les dérivées lentes dans les signaux ainsi que les bruits hautes fréquences et les dynamiques négligés.

1-12.MOYENS DE MESURES

Si le nombre de signaux est élevé alors la vitesse d'acquisition des données diminue considérablement. Le matériel peut utiliser pour cette expérience est un pc avec une vitesse d'horloge élevée, une carte d'acquisition (par exemple DSpace110X) reliées aux circuits de mesure (onduleur de tension-machine asynchrone) avec une conversion d'échelle +5v.

Celle-ci utilise plusieurs programmes permettant de préparer et de récupérer les fichiers de mesures (tension/courant) destinés aux traitements. L'identification basée sur une structure SISO (simple entrée – simple sortie) assure la rapidité d'exécution sur les conversions A/D et D/A.

1-13.CONCLUSION :

Dans ce chapitre nous avons présenté les techniques générales de l'identification des systèmes et on conclut que l'identification comporte 4 étapes (acquisition E/S, estimation complexité modèle, estimation des paramètres, validation) et l'estimation des paramètres peut se faire avec des algorithmes récursifs ou non récursifs et l'unicité des paramètres identifiés dépend du choix de l'entrée et l'entrée standard pour l'identification séquence binaire pseudo-aléatoire (SBPA) et les perturbations et bruits sur la sortie peuvent provoquer des erreurs d'estimation (biais) et il n'y a pas une structure unique « procédé + perturbation » pour décrire toutes les situations rencontrés en pratique et il n'y a pas de méthode unique d'identification donnant des bons résultats pour toutes les structures « procédé + perturbation » et il faut disposer d'un système interactif pour l'identification.

CHAPITRE II

Description des différentes méthodes d'identification

2-1.INTRODUCTION.....	15
2-2.METHODE D'IDENTIFICATION	15
2-2-1.METHODE DE MESURES DISCRETES DES PARAMETRES	16
2-2-2.METHODES D'OPTIMISATION PARAMETRIQUE	16
2-3.CHOIX DE L'ALGORITHME D'OPTIMISATION	17
2-3-1.METHODE DU GRADIENT	18
2-3-2.METHODE DE GAUSSE NEWTON	20
2-3-3.LA METHODE DE POWELL	21
2-3-4.METHODE DE MARQUARDT	21
2-4.METHODE DE MODELE	21
2-5.METHODES DES MOINDRES CARRES	22
2-5-1.METHODE DE L'EQUATION D'ERREUR (ERREUR DE PREDICTION).....	24
2-5-2.METHODE DES MOINDRES CARRES RECUESIF (MCR).....	24
2-5-2-1.ALGORITHME DES MOINDRES CARRES RECURSIFS	24
2-5-2-2.CHOIX DU GAIN D'ADAPTATION	26
2-5-3.METHODE DES MOINDRES CARRES SIMPLE (STRUCTURE ARX).....	27
2-5-4.METHODE DES MOINDRES CARRES ETENDUS (STRUCTURE ARMAX).....	30
2-6.METHODE DES VARIABLES INSTRUMENTALES (IV).....	32
2-7.STRUCTURE DE BOX -JENKIS.....	33
2-9.ETUDE COMPARATIVE DES METHODES	35
2-9-1.COMPARAISON THEORIQUE	36
2-10.CONCLUSION	35

2-1.INTRODUCTION

Les algorithmes de commande des systèmes doivent généralement satisfaire un critère de robustesse et il n'est pas indispensable d'avoir une précision infinie sur la valeur des paramètres, pour réaliser une commande convenable. Cependant, la sophistication des commandes des machines électriques a entraîné une étude plus fine de la détermination de leurs paramètres. Plus on est exigeant au niveau des performances que l'on désire obtenir pour la commande de ces machines, notamment pour les machines à courant alternatif, plus on est sensible aux erreurs de modélisation. C'est ainsi que l'identification paramétrique des machines électriques constitue actuellement un champ d'investigation important.

L'obtention des paramètres initialement basée sur l'électrotechnique classique a largement évolué vers des méthodes propres à l'automatique. Plusieurs méthodes d'identification sont utilisées suivant le but recherché [6] : identification hors-ligne permettant d'estimer les paramètres vue d'études de simulation, identification en-ligne en vue du réglage des valeurs de commande pour le contrôle en temps réel ou la détection de défauts. Il est certain que les méthodes prenant en compte le facteur temps et pouvant être intégrées directement dans la commande sont à rechercher.

Dans le cas spécifique des machines électriques, deux aspects sont à considérer. Tout d'abord, l'identification paramétrique est à implanter en tenant compte de l'ensemble alimentation-machine électrique. La prise en compte de leur modèle physique améliore considérablement la détermination des paramètres. Mais l'obtention de fonction de transfert à partir de modèles non linéaire est impossible ; de même, l'utilisation des méthodes numériques ne répond pas toujours à une démarche temps réel. Nous avons alors choisi de fonctionnement des machines électriques

2-2.METHODE D'IDENTIFICATION

Dans le domaine de la détermination des modèles mathématiques du fonctionnement des systèmes, une place importante est accordée aux méthodes d'identification. L'objectif d'identification revient à la recherche de paramètres tels que le modèle puisse décrire le plus réellement possible le comportement des systèmes pour un type de fonctionnement. Dans le cas simple, on peut résoudre les problèmes d'identification ou d'optimisation par des méthodes itératives. Ces méthodes deviennent insuffisantes lorsque le problème se complique : augmentation de nombre de paramètres, introduction de contraintes [6]

L'utilisation de technique à la fois plus moderne et plus performantes était restée inaccessible faute de moyens de calcul rapides.

. De façon générale, quelque soit la méthode utilisée, la stratégie adoptée afin de déterminer les paramètres est la suivante :

-choix du modèle.

-recherche du vecteur optimal.

-validation du modèle.

Ainsi, à partir d'un jeu de relevés expérimentaux mesurés sur des processus réels, la première chose nécessaire est la détermination d'un critère qui puisse exprimer ces données expérimentales afin d'aboutir à une fonction appelée de cout.

2-2-1.METHODE DE MESURES DISCRETES DES PARAMETRES

Les méthodes classiques de mesures des paramètres électromécaniques par des essais nominalisés : démarrage, court-circuit, ... issues de l'électrotechnique, donnent souvent des résultats approximatifs valables en régimes permanent.

Ces techniques ont été améliorées par des optimisations [6], mais elles ne sont plus adaptées dans certains cas comme par exemple l'impossibilité de la mesure directe des paramètres rotoriques pour les machines asynchrones.

Cependant, Ces méthodes de mesure classiques permettent de donner des ordres de grandeur des paramètres pouvant être pris comme valeurs initiales lors de l'utilisation des méthodes d'optimisations.

2-2-2.METHODES D'OPTIMISATION PARAMETRIQUE

En électrotechnique les constantes de temps de la machine sont identifiées (cas du court-circuit, de l'essai à vide,) puis les grandeurs caractéristiques sont déduites. Par contre, l'identification par les méthodes de l'automatique permet la détermination directe des paramètres.

Le problème consiste à trouver un minimum global d'un critère (ou fonction de cout $J(\epsilon)$), en fonction des paramètres de la machine. La principale difficulté réside dans le choix d'algorithmes d'optimisation performants.

2.3-CHOIX DE L'ALGORITHME D'OPTIMISATION

Pour l'identification des paramètres variables de l'étude, il est indispensable d'utiliser un algorithme d'optimisation afin de maximiser ou de minimiser un critère. Celui-ci représente une grandeur scalaire significative de l'objectif à atteindre. Dans notre cas, le problème ne dépend que d'un seul critère, défini dans l'équation (2.1), il s'agit d'un problème mono objectif. Afin de justifier du choix de l'algorithme d'optimisation, nous commencerons par énoncer de façon générale et simplifiée les méthodes d'optimisation selon. [7]

$$Erreur = - \frac{\|Signal_{reference} - Signal_{simulation}\|_2}{\|Signal_{reference}\|_2} \quad (2.1)$$

Un problème d'optimisation de dimension n peut être écrit de façon générale sous la forme :

- Minimiser

$$f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad \text{avec } x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathfrak{R}^n$$

- Sous la contrainte

$$G_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, m_e$$

$$G_i(x) \leq 0 \quad i = m_e + 1, \dots, m$$

$$x_j^{\min} \leq x_j \leq x_j^{\max} \quad j = 1, \dots, n$$

Où

- la quantité $f(x)$ est le critère à minimiser, appelé aussi fonction objectif
- le vecteur x est constitué de n variables x_j qui représentent les paramètres du problème
- les fonctions $G_i(x)$ représentent les contraintes d'égalité et d'inégalité
- les valeurs x_j^{\min} et x_j^{\max} désignent les contraintes de domaine.

Le domaine de recherche va être borné par les contraintes de nos paramètres variables. Ce premier domaine sera défini comme le domaine admissible alors que le reste est du domaine interdit

Une fonction objectif peut avoir des minima locaux (Figure 2-1), le plus petit de ces minimums est le minimum global du système. La détermination de celui-ci constitue notre objectif.

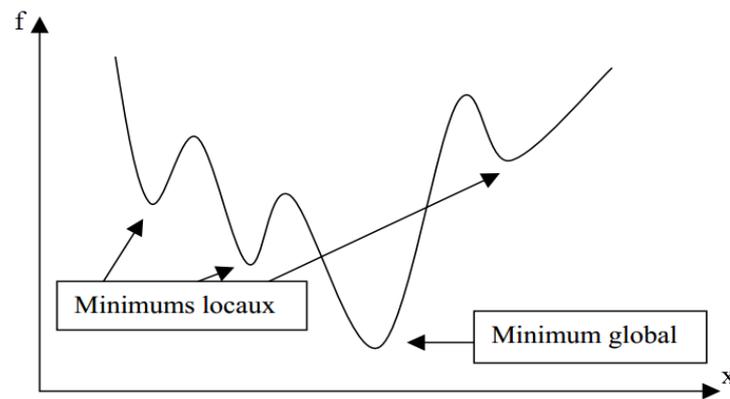


Figure 2.1. Représentation des minimums locaux et du minimum global d'une fonction objectif $f(x)$

Deux grandes familles d'algorithmes existent. Les méthodes déterministes (méthodes des gradients, méthodes quasi-Newton,...) et les méthodes non déterministes ou stochastiques (méthode Monte Carlo, algorithmes évolutionnistes,...). Voici les différentes propriétés de ces algorithmes :

- Méthodes déterministes :
 - o Pour un point initial identique, elles conduisent à la même solution finale.
 - o Elles nécessitent peu d'évaluation de la fonction objectif.
 - o Elles peuvent se bloquer sur un optimum local.
- Méthodes stochastiques :
 - o Pour un point initial donné, elles peuvent conduire à des solutions différentes.
 - o Elles nécessitent un grand nombre d'évaluation de la fonction objectif.
 - o Elles sont adaptées pour trouver l'optimum global du système.

Le principal objectif étant de converger vers le minimum global de notre système, le choix d'un algorithme faisant appel aux méthodes stochastiques, semble le plus approprié et plus précisément : un algorithme génétique est choisi. Le grand nombre d'évaluations de la fonction objectif peut apparaître comme une contrainte pour certaines études, car elles sont coûteuses en temps de calcul [8]. Dans notre cas, l'évaluation de la fonction objectif est très rapide. Un grand nombre d'évaluations n'est pas par conséquent un problème. L'objectif sera de maximiser la fonction erreur (équation (2.1)), le signe négatif de l'équation (2.1) est ainsi justifié.

2-3-1.METHODE DU GRADIENT

Elle repose sur le développement limité du critère S au premier ordre.

$$S(P_{k+1})=S(P_k+\Delta P)= S(P_k)+\left[\frac{\partial S}{\partial P}\right]^T \Delta P \quad (2.2)$$

Où $\frac{\partial S}{\partial P}$ désigne le gradient calculé au point P_k noté $g(P_k)$. Pour des déplacements suffisamment petits, la variation de ΔS du critère résultant de l'itération k de l'algorithme vérifie:

$$\Delta S = S(P_k + \Delta P) - S(P_k) = g(P_k) \Delta P \quad (2.3)$$

Elle est donc approximativement égale au produit scalaire du gradient du critère S par le déplacement ΔP . La minimisation de S revient donc à maximiser ΔS . De l'expression précédente, nous déduisons que ΔP et $g(P_k)$ doivent être colinéaires et de directions opposées.

$\Delta P = -\lambda g(P_k)$ avec λ positif.

D'où l'algorithme du gradient :

$$P_{k+1} = P_k - \lambda g(P_k) \quad (2.4)$$

Propriétés de l'algorithme du gradient:

- Il est simple à mettre en œuvre, mais nécessite le calcul des dérivées.
- La convergence devient lente au fur et à mesure que l'on se rapproche du minimum
- Les deux propriétés précédentes en font un algorithme bien adapté à la phase initiale des recherches loin de l'optimum

A-METHODE DU GRADIENT CONJUGUE

Elle est basée sur le développement limité du critère S au deuxième ordre pour générer les directions conjuguées. Dans ce paragraphe nous présentons les algorithmes du gradient conjugué pour une fonction quadratique puis comme fonction quelconque.

Algorithme du gradient conjugué pour les fonctions quadratiques

La fonction quadratique est de la forme:

$$S(P) = \frac{1}{2} P^t A P + B^t P + C \quad (2.5)$$

$$\text{Soit } P_0 \text{ le point de départ, } g_0 = \text{grad}(P_0) = A P_0 + B \quad (2.6)$$

Poser $d_0 = -g_0$, $k=0$.

A l'itération k , on est au point P_k .

$$\text{Définir } P_{k+1} = P_k + \lambda_k d_k \quad (2.7)$$

avec

$$\lambda_k = -\frac{g_k^t d_k}{d_k^t A d_k} \quad \text{Puis}$$

$$d_{k+1} = -g_{k+1} + \beta_k d_k \quad (2.8)$$

$$\text{Ou } \beta_k = -\frac{g_k^T A d_k}{d_k^T A d_k} \quad (2.9)$$

Faire $k=k+1$ et retourner l'étape b.

Si N est la dimension du vecteur P , l'algorithme converge en N étapes au maximum.

Algorithme du gradient conjugué pour les fonctions quelconques

a) étape 0: P_0 est le point de départ choisi, poser $d_0 = -\text{grad}(P_0)$.

b) étape k : Choisir λ_k minimisant

$$g(\lambda) = S(P^k + \lambda_k d_k) \quad (2.10)$$

Poser

$$P^{k+1} = P^k + \lambda_k d_k \quad (2.11)$$

et

$$d_{k+1} = -\text{grad}(P_{k+1}) + \beta_k d_k \quad (2.12)$$

Avec

$$\beta_k = \frac{(\text{grad}(P_{k+1}))^T (\text{grad}(P_{k+1}))}{(\text{grad}(P_k))^T (\text{grad}(P_k))} \text{ si nous considérons la méthode de Fletcher-Reeves.}$$

$$\beta_k = \frac{(\text{grad}(P_{k+1}))^T (\text{grad}(P_{k+1}) - \text{grad}(P_k))}{(\text{grad}(P_k))^T (\text{grad}(P_k))} \text{ si nous considérons la méthode de Polak-Ribière Test d'arrêt.}$$

Si vérifié: Fin

Sinon, faire $k=k+1$ et retourner en b.

Remarque: Il est important de noter que la convergence globale de Fletcher-Reeves ou Polak Ribière n'est assurée que si l'on procède à une réinitialisation périodique. Les deux algorithmes précédents sont identiques dans le cas d'une fonction quadratique. Ils n'utilisent que le calcul du gradient et ils permettent de s'affranchir du calcul du hessien.

2.3.2-METHODE DE GAUSSE NEWTON

Cette méthode est dotée d'une convergence rapide autour du point minimum mais en revanche la convergence de la méthode dépend du vecteur initial. Elle demande en outre des informations sur les dérivées du second ordre

L'expression de la solution est donné par :

$$X^{k+1} = X^k - a^k \{H[X^k]\}^{-1} + \Delta f[X^k] \quad (2.13)$$

Où $H[X^k]$ est le Hessien de $f[X^k]$ et V_{rd} le pas de calcul.

2.3.3- LA METHODE DE POWELL

Cette procédure était développée par M.J.D Powell afin de réduire les difficultés rencontrées lors de la résolution de l'ensemble des équations linéaires par la méthode de Gauss-Newton à chaque itération. Cette méthode est proche de celle de Marquardt. Elle est intéressante quand on ne connaît pas analytiquement la matrice des dérivées par rapport aux solutions. La méthode construit une approximation numérique de cette matrice à partir des valeurs θ_m de θ .

2.3.4- METHODE DE MARQUARDT

Afin de surmonter la dépendance de la convergence des méthodes précédentes du vecteur initial, Marquardt proposa une stratégie qui consiste à bénéficier à la fois de la convergence rapide de la méthode de Gauss-Newton et de l'indépendance de celle-ci vis-à-vis du vecteur initial [6]. Pour cela nous utiliserons l'expression :

$$X^{k+1} = X^k - a^k \{H[X^k] + \lambda_k \cdot I\}^{-1} \cdot \Delta f[X^k] \quad (2.14)$$

Avec le pas de descente calculé comme suit :

- Quand $y(k)=0$, on retrouve la méthode de Newton.
- Quand $\lambda_k \rightarrow +\infty$, la méthode tend vers celle du gradient.

Un calcul automatique permet d'obtenir une valeur adéquate de λ^k , qui décroît à l'approche de la solution optimale.

2.4-METHODE DE MODELE

Cette méthode s'applique à différentes représentations des modèles. Elle consiste à optimiser un critère d'une distance ou minimiser une fonction, figure (2.2)

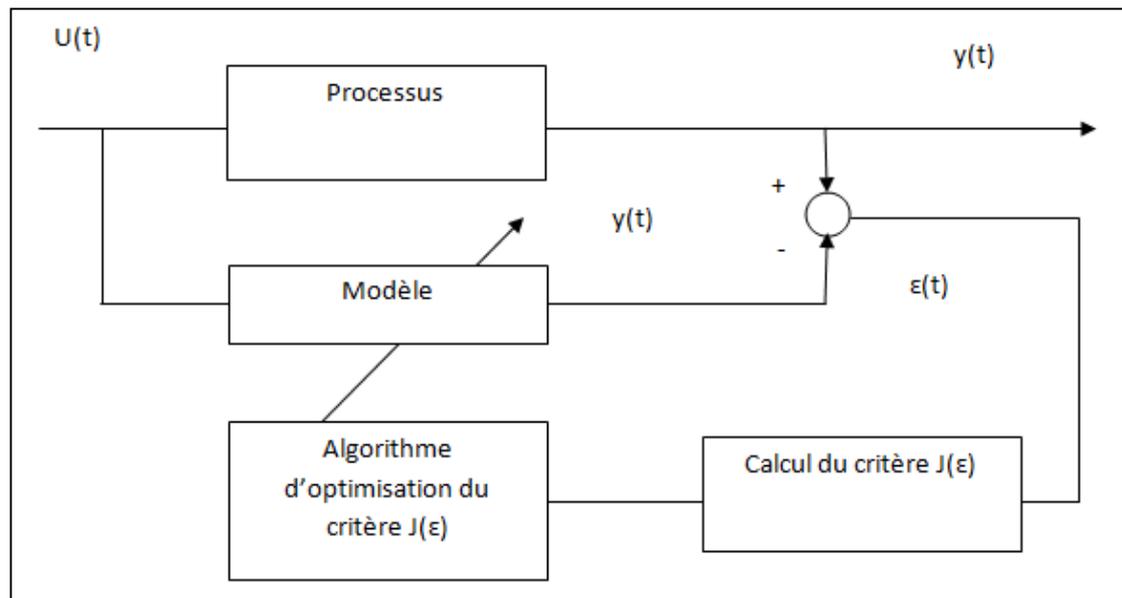


Figure 2.2. schéma de principe de la méthode du modèle.

Le problème consiste à trouver un minimum global d'un critère (ou fonction coût), fonction de plusieurs paramètres (espace de dimension n). Si la formulation du critère conduit à une expression linéaire par rapport aux paramètres, alors la formulation analytique est fournie par l'estimateur des moindres carrés, Si la formulation du critère conduit à une expression non linéaire par rapport aux paramètres, la solution est approchée par des algorithmes itératifs dit de « programmation non linéaire » tels que les méthodes de (Marquard, Newton, Gauss, etc....).

2.5-METHODES DES MOINDRES CARRÉS

La théorie de l'estimation offre une gamme assez large de méthode d'identification paramétrique que ce soit dans le cas déterministe ou stochastique.

Parmi ces méthodes citons :

-Les méthodes d'équation d'erreur qui englobent :

- La méthode des moindres carrés récursifs,
- La méthode des moindres carrés étendus,
- La méthode des moindres carrés généralisés,
- La méthode du maximum de vraisemblance récursif,

-Les méthodes dites d'erreur de sortie qui englobent :

- La méthode à compensateur fixe,
- La méthode à compensateur ajustable,
- La méthode à modèle étendu.

-Les méthodes dites de variable instrumentale qui englobe :

- La méthode à observations retardées,
- La méthode à modèle auxiliaire,

-Les méthodes des moindres carrés consistent à minimiser un critère quadratique fonction de l'erreur de l'équation par rapport au vecteur des paramètres estimés. [12]

La structure générale d'un modèle paramétrique linéaire est donnée par la figure (2.3)

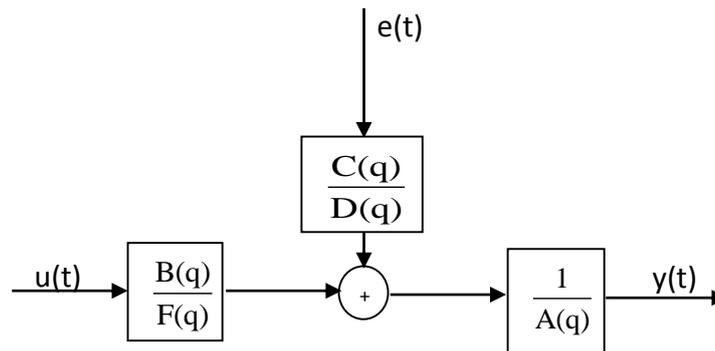


Figure (2.3) structure générale d'un modèle paramétrique linéaire

$$A(q)y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}u(t) + \frac{C(q)}{D(q)}e(t) \tag{2.15}$$

Avec

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_naq^{-na}$$

$$B(q) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_nbq^{-nb}$$

$$[b_1 \dots b_nb \ f_1 \dots f_nf \ c_1 \dots c_nc \ d_1 \dots d_nd]$$

$$D(q) = 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_ndq^{-nd}$$

$$F(q) = 1 + f_1q^{-1} + \dots + f_nfq^{-nf}$$

Le vecteur θ regroupant les paramètres à identifier s'écrit :

$$\theta = [a_1 \dots a_nab_0 \dots b_nbc_1 \dots c_ncd_1 \dots d_ndf_1 \dots f_nf]$$

2.5.1-METHODE DE L'EQUATION D'ERREUR (ERREUR DE PREDICTION)

La structure générale de la méthode est donnée par la figure (2.4).

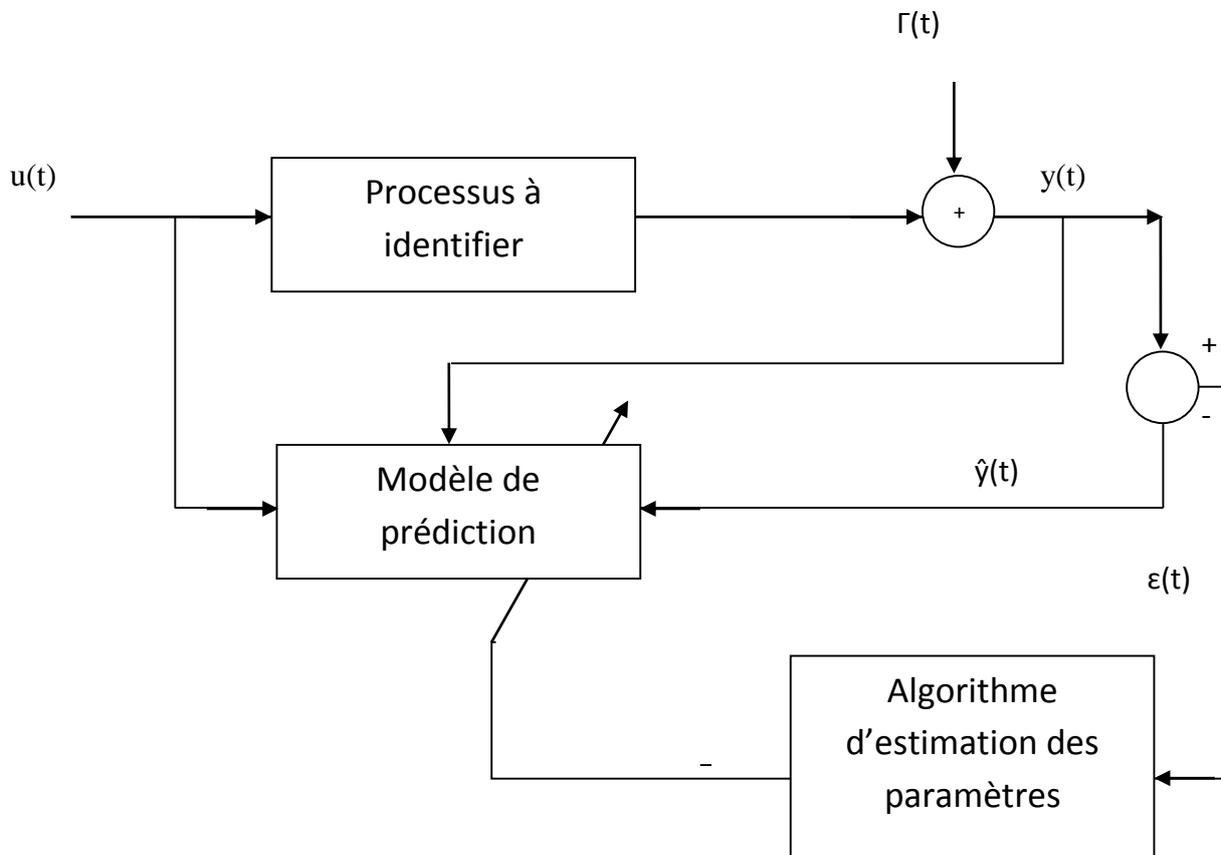


Figure 2.4. Structure de méthode de l'erreur de prédiction

2.5.2-METHODE DES MOINDRES CARRES RECUESIF (MCR)

L'algorithme des moindres carrés non récursifs traite en bloc les fichiers de données entrées/sorties obtenues sur un horizon de temps ; c'est donc un algorithme inadapté pour l'estimation des procédés et de perturbation en temps réel (en ligne).

2.5.2.1.-ALGORITHME DES MOINDRES CARRES RECURSIFS

En utilisant l'algorithme du gradient, on minimise à chaque pas $\varepsilon^2(t+1)$. La minimisation de $\varepsilon^2(t+1)$ à chaque pas, n'entraîne pas nécessairement la minimisation de $\sum_{i=1}^t \varepsilon^2(i)$ sur un horizon de t pas.

On considère les mêmes équations pour un procédé, le modèle de prédiction et les erreurs de prédiction utilisé dans l'algorithme du gradient.

L'objectif est de trouver un algorithme récursif de la forme de l'équation (2.7) qui minimise le critère des moindres carrés :

$$\min_{\hat{\theta}(t)} J(t) = \sum_{i=1}^t [y(i) - \hat{\theta}^T(t) \cdot \phi(i-1)]^2 \quad (2.16)$$

Le terme

$$\hat{\theta}^T(t) \phi(i-1) = \hat{y}(i, \hat{\theta}(t)) \quad (2.17)$$

C'est donc la prédiction de la sortie à l'instant i ($i \leq t$) basée sur l'estimation des paramètres à l'instant t obtenue à l'aide de t mesures.

La valeur de $\lambda_1(t)$ qui minimise le critère $J(t)$ s'obtient en cherchant la valeur qui annule la dérivée suivante : $\frac{\partial J(t)}{\partial \hat{\theta}(t)}$

Soit

$$\frac{\partial J(t)}{\partial \hat{\theta}(t)} = -2 \sum_{i=1}^t [y(i) - \hat{\theta}^T(t) \cdot \phi(i-1)] \phi(i-1) \quad (2.18)$$

Avec

$$\hat{\theta}(t) = [\sum_{i=1}^t \phi(i-1) \phi^T(i-1)]^{-1} \cdot \sum_{i=1}^t y(i) \phi(i-1) = F^{-1}(t) \sum_{i=1}^t y(i) \cdot \phi(i-1) \quad (2.19)$$

Où

$$F^{-1}(t) = \sum_{i=1}^t \phi(i-1) \phi^T(i-1) \quad (2.20)$$

Cet algorithme d'estimation n'est pas récursif. Pour obtenir un algorithme récursif, on calcule la valeur optimale de $\theta(t+1)$ pour la minimisation du critère de $J(t+1)$ (on rajoute un jeu de mesures) et on exprime $\hat{\theta}(t+1)$ en fonction de $\hat{\theta}(t)$ plus un terme de correction.

La solution s'obtient par la technique du gradient :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F^{-1}(t+1) \cdot \phi(t) \cdot \varepsilon^\circ(t+1) \quad (2.21)$$

Avec

$$F^{-1}(t+1) = F^{-1}(t) + \phi(t) \phi^T(t) \quad (2.22)$$

La matrice $F(t+1)$ est variable dans temps ; elle dépend des mesures. Il reste à donner une formule récursive pour $F^{-1}(t+1)$ ne nécessite pas une intervention matricielle à chaque ϕ pas.

Ceci s'obtient en appliquant le lemme d'inversion matricielle.

Lemme :

Soit F une matrice régulière de dimension $(n \times n)$ et ϕ un vecteur de dimension n , alors :

$$(F^{-1} + \phi \cdot \phi^T)^{-1} = F - \frac{F \cdot \phi \cdot \phi^T \cdot F}{1 + \phi^T \cdot F \cdot \phi} \quad (2.23)$$

La forme équivalente de l'algorithme d'adaptation paramétrique des moindres carrés récursifs

est :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t) \cdot \phi(t) \cdot \varepsilon(t)$$

$$F^{-1}(t+1) = F^{-1}(t) + \phi(t) \cdot \phi^T(t)$$

$$F(t+1) = F - \frac{F(t) \cdot \Phi(t) \cdot \Phi^T(t) \cdot F(t)}{1 + \Phi^T(t) \cdot F(t) \cdot \Phi(t)} \quad (2.24)$$

$$\varepsilon(t+1) = \frac{y(t+1) - \hat{\theta}^T(t) \cdot \Phi(t)}{1 + \Phi^T(t) \cdot F(t) \cdot \Phi(t)}$$

2.5.2.2-Choix du gain d'adaptation

La formule de l'inverse du gain d'adaptation $F^{-1}(t+1)$ donner par l'équation (2.24), se généralise en introduisant deux séquences de pondération $\lambda_1(t)$ et $\lambda_2(t)$ et leurs interprétations.

A-ALGORITHME A GAIN DECROISSANT

dans ce cas

$$\lambda_1(t) = \lambda_2(t) = 1$$

Ce type de profil convient pour des systèmes stationnaires. Le critère minimisé est celui de l'équation (2.1).

B-ALGORITHME A FACTEUR D'OUBLI FIXE

Dans ce cas

$$\lambda_1(t) = \lambda_1, \quad 0 < \lambda_1 < 1 \quad \text{et} \quad \lambda_2(t) = \lambda_2 = 1$$

Les valeurs typiques pour λ_I sont $0.95 \leq \lambda_1 \leq 0.99$

Ce type de profil convient pour l'identification des systèmes lentement variables

C-ALGORITHME A FACTEUR D'OUBLI VARIABLE (EXPONENTIEL)

Dans ce cas

$$\lambda_2(t) = \lambda_2 = 1$$

Et le facteur d'oubli λ_1 est donné par

$$\lambda_1(t) = \lambda_0 \lambda_1(t+1) + 1 - \lambda_0 ; 0 < \lambda_0 < 1$$

Les valeurs typiques sont :

$$0.95 \leq \lambda_1(0) \leq 0.99 ; \quad 0.95 \leq \lambda_0 \leq 0.99$$

Partant de la valeur initiale $\lambda_1(0)$, $\lambda_1(t)$ tendra exponentiellement vers 1 quand t tendra vers l'infini.

Ce type de profil est recommandé pour l'identification des systèmes stationnaires, car il évite une décroissance trop rapide du gain d'adaptation et ceci conduit à une accélération de convergence.

D-ALGORITHME A TRACE CONSTANTE

Dans ce cas $\lambda_1(t)$ et $\lambda_2(t)$ sont choisis automatiquement à chaque pas pour assurer une trace constante C_0 de la matrice de gain

On prend

$$\alpha(t) = \lambda_1(t) / \lambda_2(t)$$

$$\lambda_\lambda(t) = \frac{1}{C_0} \text{Tr} \left[F(t) - \frac{F(t) \cdot \Phi(t) \cdot \Phi_r^T(t) \cdot P(t)}{\alpha(t) + \Phi_r^T(t) \cdot F(t) \cdot \Phi(t)} \right] \quad (2.25)$$

Ce type de profil convient pour l'identification des systèmes à paramètres variables dans le temps. [4]

2.5.3- METHODE DES MOINDRES CARRES SIMPLE (Structure ARX)

La structure de modèle ARX (AUTO REGRESSION EXOGENOUS) est donnée par les équations suivantes :

$$[F(q) = C(q) = D(q) = 1$$

$$A(q)y(q) = B(q)u(k) + \varepsilon(k) \tag{2.26}$$

$$y(k) = -a_1y(k-1) - \dots - a_nay(k-na) + b_0u(k) + \dots + b_nbu(k-nb) + \varepsilon(k)$$

en posant :

$$\hat{y}(k) = -a_1y(k-1) - \dots - a_nay(k-na) + b_0y(k) + \dots + b_nbu(k-nb) \tag{2.27}$$

soit

$$\varepsilon(k) = y(k) - \Phi(k)\theta \tag{2.28}$$

avec :

$$\hat{y}(k) = \Phi(k)\theta$$

$$\Phi(k) = [-y(k-1) - \dots - y(k-na) \ u(k) \ \dots \ u(k-nb)] \tag{2.29}$$

$$\Theta = [a_1 \ \dots \ a_n \ b_0 \ \dots \ b_{nb}]^T$$

Le développement de toutes les équations récurrentes pour l'ensemble de la séquence entrée-sortie enregistrée, est donné par la relation matricielle suivante :

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{na+1} \\ \varepsilon_{na+2} \\ \cdot \\ \cdot \\ \varepsilon_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_{na+1} \\ y_{na+2} \\ \cdot \\ \cdot \\ y_N \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -Y_{na} & \cdot & -y_1 & u_{na+1} & \cdot & u_{na+1-nb} \\ -Y_{na+1} & \cdot & -y_2 & u_{na+2} & \cdot & u_{na+2-nb} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ -Y_{N-1} & \cdot & -y_{N-na} & u_N & \cdot & u_{N-nb} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ a_{na} \\ b_0 \\ \cdot \\ \cdot \\ b_{nb} \end{pmatrix}$$

Soit :

$$\varepsilon = Y - \Phi\theta \tag{2.30}$$

Critère d'optimisation :

$$\frac{d\chi(t)}{dt} = f[x(t), u(t), a(t), w(t)] \tag{2.31}$$

La minimisation de j par rapport à θ , ($\frac{\partial j}{\partial \theta} = 0$) donne :

$$\Phi(k, \theta) \tag{2.32}$$

-BIAIS D'ESTIMATION

Soit μ l'erreur d'équation, sachant le vecteur θ_0 des paramètres exacts du processus à identifier. La sortie mesurée $y(k)$ peut s'écrire :

$$Y(k) = \Phi(k) \theta_0 + \mu(k) \quad (2.33)$$

Soit pour l'ensemble de la séquence :

$$Y = \Phi \theta_0 + \mu \quad (2.34)$$

L'expression optimal θ_m de θ obtenue par la méthode des moindres carrés devient :

$$\theta_m = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T [\Phi \theta_0 + \mu] = \theta_0 + [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T \mu \quad (2.35)$$

L'erreur d'identification serait alors :

$$\theta_m - \theta_0 = \theta \mu = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T \mu \quad (2.36)$$

L'espérance de $\theta \mu$ (erreur asymptotique d'estimation) s'écrit :

$$E(\theta \mu) = E\{[\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T \mu\} \quad (2.37)$$

Il apparaît que $E(\theta \mu)$ qui représente en fait l'erreur asymptotique moyenne sur θ lorsque le nombre d'échantillons de mesures N tend vers l'infini n'est nulle que si les conditions suivantes sont assurées :

1- $\Phi^T \Phi$ n'est pas singulière. Physiquement, cela veut dire que le spectre de $u(k)$ doit être suffisamment riche pour permettre l'identification de tous les paramètres sans ambiguïté. En général, cette condition est suffisante pour que la matrice $\Phi^T \Phi$ qui est la matrice carrée $[(n+nb+1) \times (n+nb+1)]$ soit de rang plein.

1- μ est une réalisation à moyenne nulle et indépendante de Φ .

La convergence (asymptotique) de θ vers θ_0 lorsque N tend vers l'infini, se trouve ainsi compromise dans la quasi-totalité des cas réels. De ce fait, la méthode des moindres carrés appliquée à l'erreur d'équation (prédiction) engendre une erreur asymptotique (biais) sur l'estimation des paramètres. Afin de contourner cette situation (éliminer le biais), deux approches sont possibles :

1- Opérer un changement sur le modèle de perturbation (généralisation du cas ARX).

2- Introduire une variable opératoire permettant la décorrélation entre l'observation et la perturbation (méthode des variables instrumentales).

2.5.4-METHODE DES MOINDRES CARRES ETENDUS (STRUCTURE ARMAX)

Dans ce cas, le filtre $H(q)$ permettant le blanchiment des résidus $r(k)$ est auto- régressif :

$$r(q) = C(q)e(q) \tag{2.38}$$

le modèle global de perturbation Γ est ainsi auto-régressif à moyenne ajustée ARMAX (AUTO REGRESSION MOVING AVERAGE EXOGENOUS) :

$$\Gamma(k) = \frac{C(q)}{A(q)} \tag{2.39}$$

la structure générale du modèle est :

$$A(q)y(q) = B(q)u(k) + C(q)e(k) \tag{2.40}$$

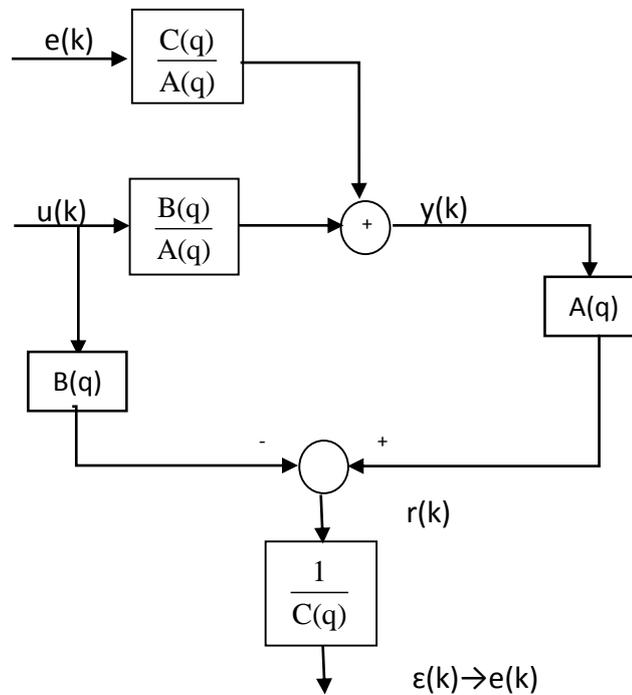


Figure 2.5. Structure du modèle ARMAX

Le développement de l'expression du modèle global donne :

$$\varepsilon(k, \theta) = y(k) - \hat{y}(k/\theta) \tag{2.41}$$

Avec

$$\hat{y}(k/\theta) = \Phi(k, \theta)\theta \tag{2.42}$$

ou

$$\Phi(k, \theta) = [-y(k-1) \dots -y(k-na) u(k) \dots u(k-nb) \varepsilon(k-1) \dots \varepsilon(k-nc)] \quad (2.43)$$

Et

$$\theta = [a_1 \dots a_{na} b_0 \dots b_{nb} c_1 \dots c_{nc}]$$

l'expression de $\hat{y}(k/\theta)$, est une régression non linéaire du fait que $\Phi(k, \theta)$ englobe des termes qui sont fonction de $\theta[\varepsilon(k-1) \dots \varepsilon(k-nc)]$. La détermination de θ dans ce cas peut se faire à l'aide des méthodes de programmation non linéaire dont :

- 1-la méthode de recherche directe (heuristique), ou la convergence vers l'optimum est effectuée par approches successives (essai et erreur).
- 2-la méthode du gradient ou la dérivée du critère par rapport au vecteur paramètres θ est utilisée pour indiquer la direction optimale à prendre.
- 3-les méthodes du second ordre type Newton, qui permettent de trouver itérativement le vecteur θ minimisant le critère.

Toutes ces techniques, nécessitent en général un volume de calcul important : un grand nombre d'itérations pour la première, le calcul des gradients pour la deuxième, et enfin le calcul du hessien (matrice des dérivées secondes de J) et son inverse pour la dernière.

Comme alternative à ces techniques, il existe une approche multi-étages basée sur la transformation de la régression non linéaire en une séquence de régressions linéaires.

Dans cette optique, comme pour la MCG, une première estimation de θ est faite en appliquant la méthode des moindres carrés simple (ou variable instrumentale) avec $C(q)=1$ (cas ARX). La première séquence d'erreurs ainsi générés $\varepsilon(k)$ est utilisée pour définir $\Phi(k, \theta)$ à l'étape suivante. La nouvelle expression de $\hat{y}(k)$ est alors une régression linéaire et l'application des moindres carrés permet la détermination explicite d'un nouveau vecteur paramètres. La poursuite de ce processus permet ainsi une remise à jour de θ à chaque itération. L'arrêt des calculs peut s'effectuer par un test sur une norme donnée de l'erreur quadratique.

2.6-METHODE DES VARIABLES INSTRUMENTALES (IV)

Afin d'éliminer le biais sur l'estimation des paramètres du système par la technique des moindres carrés, une approche directe consiste à décorréliser les vecteurs observations (Φ) et résidus (μ). Pour cela, il suffit de modifier la régression linéaire (modèle ARX), en la multipliant par un vecteur $C(k)$ (vecteur instruments), dont le choix est fait selon des critères bien ciblés.

$$C(k)Y(k) = C(k)\Phi(k)^T\theta + C(k)\mu(k) \quad (2.44)$$

Soit pour N échantillons de mesures :

$$C(k)Y = C_N\Phi_N^T\theta + C_N\mu_N \quad (2.45)$$

Où C_N est la matrice instrumentale :

$$H[x^k]$$

Le vecteur optimal θ_V minimisant l'erreur quadratique $(C_N\mu_N)^2$ est alors obtenu de manière analogue à θ_m dans le cas du modèle ARX :

$$\theta_V = [(C_N\Phi_N)^T(C_N\Phi_N)]^{-1}(C_N\Phi_N)^T C_N Y \quad (2.46)$$

Si la matrice instrumentale C_N est choisie de manière à ce que $C_N\Phi_N$ soit inversible, l'expression de θ_V peut alors être simplifiée comme suit

$$\theta_V = (C_N\Phi_N)^{-1} C_N Y \quad (2.47)$$

En reprenant la même analyse de l'erreur asymptotique qu'auparavant avec $\sqrt{\frac{2}{3}}$ (au lieu de θ_m), l'expression de la nouvelle erreur asymptotique (biais) devient :

$$\theta_\mu = \theta_V - \theta_0 = (C_N\Phi_N)^{-1} C_N \mu_N \quad (2.48)$$

Il apparaît donc que $f(x)$ est nulle si les deux conditions suivantes sont vérifiées :

- 1- $C_N\lambda^k$ est inversible
- 2- C_N et μ_N sont complètement décorrélés ($E[C(k)\mu(k)] = 0$).

La vérification de la première condition impose au préalable une dimension du vecteur instrument $C(k)$ égale à celle de $\theta_m(n_a+n_b+1)$. En effet, seul ce choix peut rendre la matrice C_N et Φ_N carrée donc potentiellement inversible. D'un autre côté, il peut être stipulé qu'en présence des précautions usuelles prises lors du choix de l'entrée (spectre, amplitude), $\lambda_1(t)$ et μ_N est régulière.

Concernant la deuxième condition, plusieurs choix sont possibles quant au vecteur instrument $\zeta(k)$ ayant une corrélation nulle avec $\mu(k)$. Le principe général à la base de la génération des différents θ_v valable pour une application donnée, peut être énoncé comme suit :

Par exemple, si le modèle d'intérêt est du type ARX, l'idée est de fixer pour le vecteur instrumental $\zeta(k)$ une structure identique à celle de $[\Phi(k)]^T$. Ainsi la première des deux conditions citées plus haut se trouve vérifiée. Pour valider en même temps la deuxième condition, il faudra veiller à ce que les composantes du vecteur formé, soient indépendantes de $\mu(k)$. Concernant ce point, il est à remarquer que si le système opère en boucle ouverte, l'entrée est indépendante de μ . Un filtrage de cette dernière peut donc constituer une source d'où peuvent être puisées différentes variantes de $\zeta(k)$. De même, sachant que la perturbation est réalisée à partir du filtrage (d'un ordre m donnée) d'un bruit blanc, les sorties $y(k-s)$ avec $s > m$, seront indépendantes de celles où $s < m$, et peuvent donc faire partie de $\zeta(k)$. Toutes ces considérations ne permettent pas de dégager une règle stricte pour la synthèse de $\zeta(k)$, elles sont néanmoins suffisantes pour faire un choix adéquat. Ainsi, les vecteurs instrumentaux les plus usuels, sont généralement constitués à partir des entrées et/ou sorties retardées. On distingue :

- Vecteur instrumental à entrées retardées
- Vecteur instrumental à entrées filtrées
- Vecteur instrumental à sorties retardées
- Vecteur instrumental à entrées/sorties retardées.

2.7-STRUCTURE DE BOX -JENKIS

Tous les modèles développés dans le contexte équation d'erreur, imposant un couplage entre la dynamique de la perturbation et celle du système (équation caractéristique commune $A(q)=0$). Afin de lever cette particularité, la séquence $r(k)$ est alors considérée comme le résultat du filtrage d'un bruit blanc par un filtre (linéaire) autorégressif à moyenne ajustée $C(q)/D(q)$. La structure ainsi obtenue représente le modèle de BOX-JENKINS

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(k)} u(k) + \frac{C(q)}{D(q)} e(k) \quad (2.49)$$

L'erreur de prédiction à l'instant k est donnée par :

$$\varepsilon(k, \theta) = \frac{D(q)}{C(k)} [y(k) - \frac{B(q)}{F(k)} u(k)] \quad (2.50)$$

Soit les changements de véritable définis comme suit :

$$x(k,\theta)=[B(q)/F(q)]u(k) \tag{2.51}$$

$$w(k,\theta)=y(k)-x(k,\theta) \tag{2.52}$$

D'où la structure du modèle suivante :

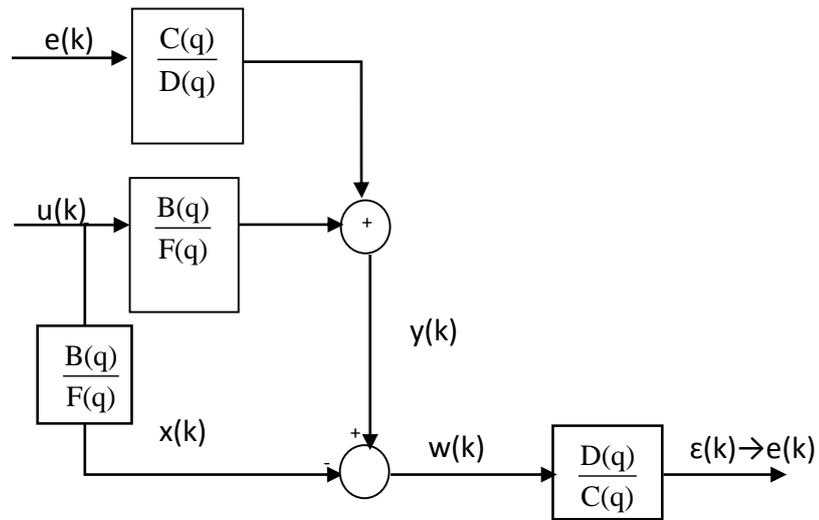


Figure2.6. structure du modèle BJ

Les relations suivantes sont alors déduites :

$$\varepsilon(k)=w(k,\theta)+d_1w(k-1,\theta)+\dots\dots\dots+d_{nd}w(k-nd,\theta)+ c_1\varepsilon(k-1,\theta)-\dots\dots\dots-c_{nc}\varepsilon(k-nc,\theta) \tag{2.53}$$

$$x(k,\theta)=b_0u(k)+\dots\dots\dots+b_{nb}u(k-nb)-f_1x(k-1,\theta)\dots\dots\dots-f_{nf}x(k-nf,\theta) \tag{2.54}$$

$$w(k,\theta)=y(k)-x(k,\theta) \tag{2.55}$$

en utilisant les nouvelles variables, l'expression de $\varepsilon(k)$ peut être réécrite comme suit :

$$\varepsilon(k)=y(k)-\hat{y}(k/\theta)= y(k) -\Phi(k,\theta)\theta \tag{2.56}$$

ou

$$\theta=[b_0\dots\dots b_{nb}f_1\dots\dots f_{nf}c_1\dots\dots c_{nc}d_1\dots\dots d_{nd}]^T$$

et

$$\Phi(k, \theta) = [u(k) \dots u(k-nb) - x(k-1, \theta) \dots - x(k-nf, \theta) \varepsilon(k-1, \theta) \dots \varepsilon(k-nc, \theta) - w(k-1, \theta) \dots - w(k-nd, \theta)]$$

La détermination du vecteur optimal peut être menée selon une procédure itérative similaire à celle établie dans le cas de la structure ARMAX. Dans une première étape, les paramètres des polynômes $B(q)$ et $F(q)$ sont estimés par la méthode des moindres carrés simple ($C(q)=D(q)=1$) (ou la méthode des variables instrumentales).

Une première séquence $x(k)$ est alors déterminée. Cette dernière permet à son tour une première estimation des résidus $w(k, \theta)$. La matrice des données $\Phi(i)$, ($i=1$) sera ainsi complètement définie et va permettre d'affiner l'estimation de l'ensemble des paramètres du système $[b_1 \dots b_{nb} f_1 \dots f_{nf} c_1 \dots c_{nc} d_1 \dots d_{nd}]$ à l'itération suivantes par l'application de la méthode des moindres carrés. [13]

Pour les algorithmes des méthodes MCR, ARMAX et BJ voir l'annexe A.

2.8-STRUCTURE DU MODELE ERREUR DE SORTIE

Dans les approches basées sur l'erreur d'équation, la fonction de transfert G et H ont un dénominateur commun constitué par le polynôme A . une approche physique consiste à composer les fonctions de transferts indépendantes G et H , on considère la perturbation comme étant un bruit blanc $e(t)$: $y(t) = \omega(t) + e(t)$. La sortie non perturbée $\omega(t)$ est modélisée par :

$$y(t) = B(q)u(t-nk)/F(q) + e(t) \quad (2.57)$$

Cette structure du modèle est schématisée sur la figure 2.7. [14]

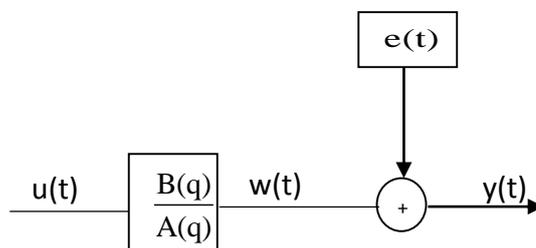


Figure.2.7. Structure du modèle erreur de sortie

2.9-ETUDE COMPARATIVE DES METHODES

Nous avons d'étudier plusieurs méthodes d'identifications dynamiques ; et nous avons pu constater qu'elles présentent entre elles à la fois beaucoup de similitudes et de différences. On peut estimer les paramètres d'une équation aux différences (équivalent à sa fonction de transfert échantillonnée) par la même méthode, celle des moindres carrés, mais que les problèmes de convergences de l'estimation sont très différents dans les deux cas.

2.9.1COMPARAISON THEORIQUE :

a-COMPARAISON DES MODELES

La représentation du procédés a été dans tous les cas de la forme indiquée sur la figure (2.8), c'est-à-dire avec bruit ramené en sortie

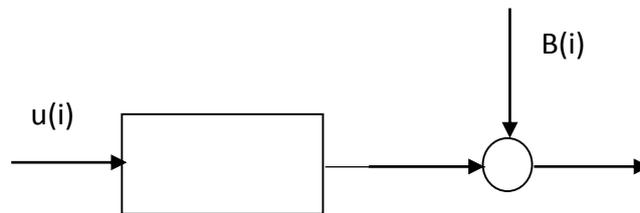


Figure2.8 système dynamique bruité

Dans le cas de la méthode des moindres carrés applique, on cherche à détermine la réponse impulsionnelle, ou bien la séquence de pondération du système :

$$Y(t) = \int_0^{\infty} g(\tau)u(t-\tau)d\tau + b(t) \quad (\text{a.1})$$

$$Y(i) = \sum_{j=0}^{\infty} g(j)u(i-j) + b(i) \quad (\text{a.2})$$

Alors que dans les autres cas, on cherche les paramètres d'une équation aux différences, soit :

$$A(q)y(i) = B(q)u(i) + e(i) \quad \text{pour MCS ou MI}$$

$$F(q)e(i) = \varepsilon(i) \quad \text{pour MCG avec } \varepsilon(i) : \text{ blanc}$$

La minimisation de l'erreur de sortie ne fait pas appel à un modèle de bruit. Une différence importante entre toutes les méthodes paramétrique et les autres réside dans le petit nombre de paramètres qu'elles ont à identifier, ce qui un avantage évident, et la nécessité pour appliquer de

connaître l'ordre du système et sa structure (degrés des polynômes) ou de les déterminer expérimentalement, ce qui est un inconvénient non moins évident. Le passage d'une fonction de transfert continue à une fonction de transfert échantillonnée et vice versa, est en principe très aisé à l'aide de la transformée en z ou de la transformée inverse.

b-COMPARAISON VIS-A-VIS DES ENTREES ET DES DONNEES

Une autre différence importante entre ces méthodes réside dans le fait que pour appliquer la méthode de corrélation, il faut obligatoirement à l'entrée du système une séquence binaire pseudo-aléatoire, on n'est donc pas libre du choix de l'entrée, ce qui n'est pas le cas pour les autres méthodes, pratiquement cette contrainte n'est pas grave ; en effet, on sait que cette entrée ne perturbe pas le système de façon notable (donc pas de problème technique) ; elle est facile à produire par ordinateur ; elle a un spectre très riche. On a donc tout intérêt à l'utiliser comme signal de test superposé à l'entrée 'normale' du système chaque fois que c'est possible et qu'on est libre du choix de l'entrée, quelle que soit la méthode d'identification utilisée. [15]

2.10-CONCLUSION

Nous pouvons reprendre ici pour finir une synthèse effectuée par Lennart Ljung, qui souligne les cinq questions que se pose l'utilisateur potentiel de l'identification :

- Est-ce que l'identification peut aider à résoudre ce problème particulier, autrement dit, quels sont les objectifs concrets ?
- quelles expériences réaliser ?
- quel modèle choisir ?
- quelle méthode choisir ?
- est-ce que le modèle trouvé est le bon ?

Les objectifs des modèles sont multiples ; on peut les regrouper de la façon suivante :

- Estimer des paramètres qui ont un sens physique. Il s'agit alors d'un modèle de connaissance.
- simuler le comportement du système dans des conditions expérimentales variées.
- prédire le comportement futur du système, connaissant son comportement passé.
- commander le système.

Selon les cas, la structure du modèle sera différente (ex : modèle non linéaire)

CHAPITRE III

MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE ET DETERMINATION DE LA FONCTION DE TRANSFERT

3-1.INTRODUCTION.....	38
3-2.MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE	38
3-2-1.RAPPEL: PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DU MOTEUR A INDUCTION.....	38
3-2-2.HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES	38
3-2-3.MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	39
3-2-4.MODELE DE PARK	40
3-3.MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTEE EN TENSION	43
3-4.DETERMINATION DE LA FONCTION DE TRANSFERT	44
3-4-1.PASSAGE ANALYTIQUE DU MODELE CONTINUE AU DISCRET	45
3-5.STRUCTURE D'IDENTIFICATION PAR LES STRUCTURES DE MODELES	47
3-6.CONCLUSION	47

3-1.INTRODUCTION

Dans les systèmes physiques la modélisation est une étape primordiale sur le chemin de la simulation et de la réalisation. Le modèle adopté devra refléter le plus fidèlement possible l'ensemble des phénomènes que le concepteur cherche à mettre en évidence, pour prédire le comportement du système physique en régimes dynamique et statique. Seulement les machines électriques sont des systèmes trop complexes pour pouvoir tenir compte, dans la modélisation, de tous les phénomènes physiques qu'elles subissent. Il est alors essentiel d'introduire quelques hypothèses simplificatrices conventionnelles, qui tout de même n'altèrent pas la validité du modèle de la machine dans le cadre de ce travail.

3-2.MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

3-2-1.RAPPEL: PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DU MOTEUR A INDUCTION

Un moteur à induction (ou machine asynchrone) est un transformateur électrique dont les circuits magnétiques sont séparés en deux parties (primaire et secondaire) pouvant se mouvoir l'une par rapport à l'autre. La structure classique d'un moteur à induction consiste en un stator de forme cylindrique portant sur sa partie périphérique interne les enroulements du primaire, et d'un rotor qui peut prendre plusieurs aspects [9] [10]. La machine asynchrone triphasée comporte un stator fixe et un rotor mobile autour de l'axe de symétrie de la machine. Dans des encoches régulièrement réparties sur la face interne du stator sont logés trois enroulements identiques, à p paires de pôles ; leurs axes sont distants entre eux d'un angle électrique de $\frac{2\pi}{3}$ rad. Les phases du stator sont alimentées par un réseau triphasé de tensions sinusoïdales à fréquence et amplitude constantes ou par un onduleur de tension ou de courant à fréquence et à amplitude réglables [10].

La structure électrique du rotor peut se présenter sous forme d'un : - Rotor bobiné : bloc de forme cylindrique portant les enroulements du secondaire, identiques à ceux du primaire, à sa périphérie, - Rotor à cage d'écureuil: des barres métalliques (cuivres ou aluminium) forment un cylindre, reliées entre elles par leurs extrémités à l'aide de couronnes conductrices.

3-2-2. Hypothèses simplificatrices

Afin de développer un modèle permettant une bonne description de la dynamique de la machine asynchrone, il faut admettre comme approximation les hypothèses suivantes [11] :

- La machine est de constitution symétrique ;

- La saturation du circuit magnétique, l'hystérésis et les courants de Foucault sont tous négligés. Les relations entre les flux et les courants sont linéaires ;
- Les résistances des enroulements ne varient pas avec la température ;
- On considère une densité de courant uniforme dans la section des conducteurs élémentaires. L'effet de peau est négligé ;
- On admet de plus que la force magnétomotrice créée par chacune des phases des deux armatures est à répartition sinusoïdale ;
- L'entrefer est d'épaisseur uniforme et l'effet d'encoche est négligé, les inductances propres sont constantes et les inductances mutuelles sont des fonctions sinusoïdales de l'angle entre les axes rotorique et statorique

3.2.3-MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Pour atteindre de bonnes performances dynamiques dans la commande de machine asynchrone, comparables à celles des machines à courant continu, il faut un modèle mathématique adéquat.

Avec les hypothèses citées ci-dessus, les équations des tensions des trois phases statoriques et des trois phases rotoriques s'écrivent :

$$\begin{aligned} [V_s] &= [R_s] [I_s] + P \{ [L_{ss}] [I_s] \} + P \{ [M_{sr}] [I_r] \} \\ [V_r] &= [R_r] [I_r] + P \{ [L_{rr}] [I_r] \} + P \{ [M_{rs}] [I_s] \} \end{aligned} \quad (3.1)$$

Avec

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix} ; \quad (3.2) \quad [L_{rr}] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$[M_{sr}] = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$$[R_s] = R_s [I]$$

$$[R_r] = R_r [I]$$

$$[M_{rs}] = [M_{sr}]^t \quad (3.5)$$

L_{ss} : Inductance propre d'une phase statorique

L_{rr} : Inductance propre d'une phase rotorique

M_s : Inductance mutuelle entre deux phases statorique

M_r : Inductance mutuelle entre deux phases rotorique

M_{sr} : Inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique

M_{rs} : Inductance mutuelle entre une phase rotorique et une phase statorique

$M = L_m$: valeur maximale de M_{sr}

P : opérateur d/dt

θ : Angle électrique entre les axes des enroulements statoriques et rotoriques.

3.2.4-MODELE DE PARCK

Pour rendre les coefficients du système d'équations de la machine indépendant de θ , on applique la transformation de PARCK. La figure (3.1) [15] permet de définir les divers référentiels et les relations spatiales qui les lient.

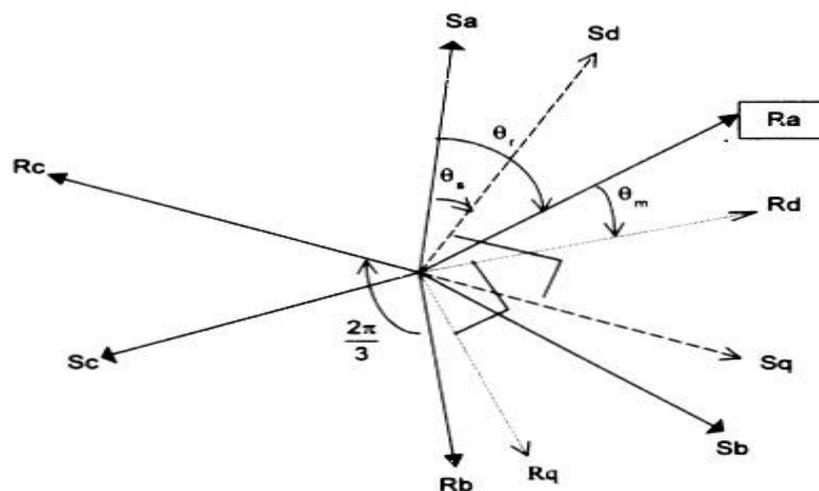


Figure 3.1- Représentation des systèmes d'axes dans l'espace

La transformation de Parck consiste à considérer l'enroulement formé des deux bobines d'axes en quadrature S_d et S_q tournant à la vitesse angulaire $\omega_s = d\theta_s / dt$.

De même pour le rotor, aux enroulements R_a, R_b, R_c on substitue R_d et R_q tournant à la vitesse $\omega_m = d\theta_m / dt$ par rapport au rotor dont la vitesse électrique est $\omega_r = p\Omega$.

S_a, S_b, S_c : axes des phases 'a', 'b', 'c' statoriques

R_a, R_b, R_c : axes des phases 'a', 'b', 'c' rotoriques

S_d, S_q : référentiel lié au champ tournant statorique

R_d, R_q : référentiel lié au champ tournant rotorique

Désignons par $[P(\theta_s)]$ la matrice de la transformation de Parck d'angle θ_s appliquée aux grandeurs statorique, et par $[P(\theta_m)]$ celle d'angle θ_m appliquée aux grandeurs rotoriques .

Dans le système d'équation (1.1) on effectue les changements de variables suivants :

$$\begin{aligned} [V_s] &= [P(\theta_s)][V_{cs}] ; & [I_s] &= [P(\theta_s)][I_{cs}] ; \\ [V_s] &= [P(\theta_s)][V_{cs}] ; & [I_r] &= [P(\theta_m)][I_{cr}] ; \end{aligned} \quad (3.6)$$

Avec:

$$P(\theta) = \left(\frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}} \right) \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$\begin{aligned} [V_{cs}] &= [V_{so}, V_{sd}, V_{sq}]^t & [V_{cr}] &= [V_{ro}, V_{rd}, V_{rq}]^t \\ [I_{cs}] &= [I_{so}, I_{sd}, I_{sq}]^t & [I_{cr}] &= [I_{ro}, I_{rd}, I_{rq}]^t \end{aligned} \quad (3.8)$$

Pour des raisons de simplification nous choisissons un système d'axes R_d et R_q de la figure (3.1), la transformation de Park consiste à appliquer aux courants, tensions et flux un changement de variable en faisant intervenir l'angle entre les axes des enroulements et les nouveaux axes d et q . Ceci peut être interprété comme la substitution, aux enroulements réels (A_s, B_s, C_s) et (a_r, b_r, c_r) , des enroulements fictifs (d_s, q_s) et (d_r, q_r) , dont les axes magnétiques sont liés aux axes d et q (Fig 3.2).

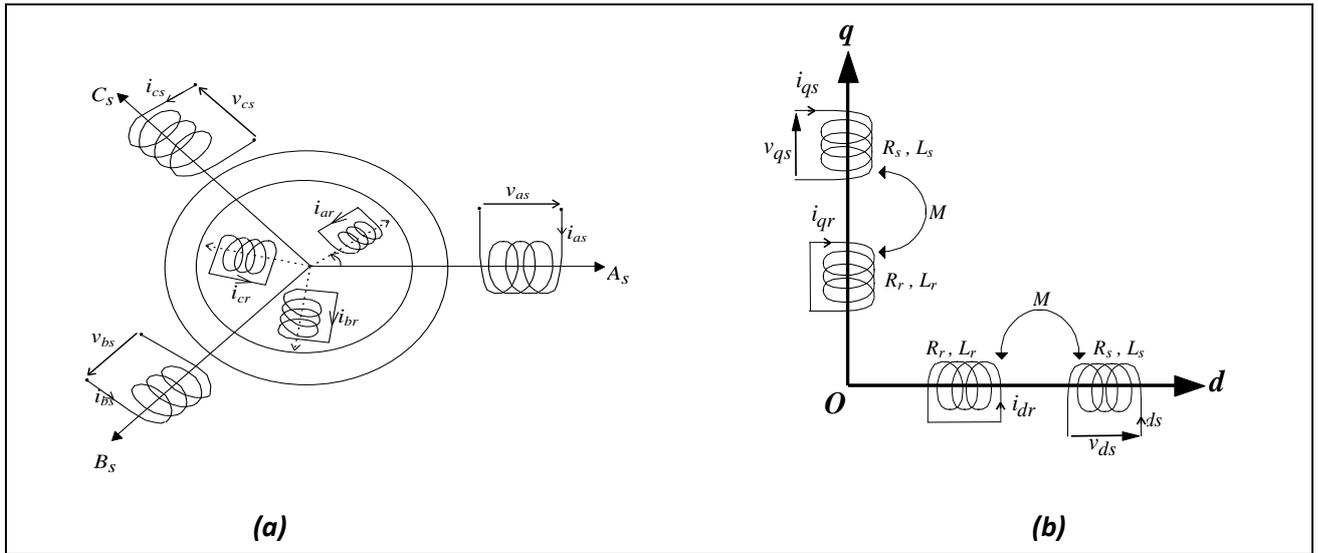


Fig.3.2- Représentation de la machine asynchrone dans l'espace électrique (a) et dans le repère de PARK (b)

A-LES EQUATIONS DE TENSION

$$\begin{cases} v_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_s \phi_{qs} \\ v_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_s \phi_{ds} \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\begin{cases} 0 = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - \omega_m \phi_{qr} \\ 0 = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + \omega_m \phi_{dr} \end{cases} \quad (3.10)$$

B-LES EQUATIONS DE FLUX

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s i_{ds} + M i_{dr} \\ \phi_{qs} = L_s i_{qs} + M i_{qr} \end{cases} \quad (3.11)$$

$$\begin{cases} \phi_{dr} = L_r i_{dr} + M i_{ds} \\ \phi_{qr} = L_r i_{qr} + M i_{qs} \end{cases} \quad (3.12)$$

$$\begin{cases} \phi_{md} = M (i_{ds} + i_{dr}) \\ \phi_{mq} = M (i_{qs} + i_{qr}) \end{cases} \quad (3.13)$$

C-LES EQUATIONS MECANIQUE

$$C_{em} = p \left(\frac{M}{L_r} \right) (\varphi_{rd} i_{sq} - \varphi_{rq} i_{sd}) \quad (3.14)$$

$$C_{em} = p (\varphi_{sd} i_{sq} - \varphi_{rq} i_{sd}) \quad (3.15)$$

$$C_{em} = p (\varphi_{md} i_{sq} - \varphi_{mq} i_{sd}) \quad (3.16)$$

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_{res} \quad (3.17)$$

L_s et L_r : inductance cycliques propres du stator et rotor.

M : Mutuelle inductance cyclique stator-rotor (3.18)

$$L_s = L_s - M_s ; L_r = L_r - M_r ; M = 3/2 M_{sr}$$

3-3. MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTEE EN TENSION

Dans le cas d'une alimentation en tension, l'onduleur de tension ne nécessite pas d'inductance de lissage lourde et coûteuse indispensable pour réaliser une source de courant.

- V_{ad}, V_{aq}, ω_s ou ω_r : variables de commande (entrée).
- C_{res} : couple résistance comme perturbation.
- Variable d'état sortie peuvent être :

$$i_{sd}, i_{sq}, i_{rd}, i_{rq}, \Omega_m$$

Ou

$$\Phi_{sd}, \Phi_{sq}, \Phi_{rd}, \Phi_{rq}, \omega_m$$

Ou

$$\Phi_{sd}, \Phi_{sq}, i_{sd}, i_{sq}, \Omega_m$$

Ou

$$i_{sd}, i_{sq}, \Phi_{rd}, \Phi_{rq}, \Omega_m$$

*référentiel lié au champ tournant.

REMARQUE:

En pratique les variables rotoriques sont difficilement mesurables, il est donc intéressant de concevoir le modèle électrique en n'utilisant comme variables d'état que les grandeurs statoriques ($\phi_{sd}, \phi_{sq}, i_{sd}, i_{sq}, \Omega_m$).

D'où les équations électriques :

$$P i_{sd} = \frac{1}{L_s} V_{sd} + \frac{1}{L_s T_r \sigma} \phi_{sd} - \frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) i_{sd} + \omega_r i_{sq} + \frac{\omega_m}{L_s \sigma} \phi_{sq} \quad (3.19)$$

$$P i_{sq} = \frac{1}{L_s \sigma} V_{sq} - \frac{\omega_m}{L_s \sigma} \phi_{sd} - \frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) i_{sq} - \omega_r i_{sd} + \frac{1}{L_s T_r \sigma} \phi_{sq}$$

$$p \phi_{sd} = V_{sd} - R_s i_{sd} + \omega_s \phi_{sq} \quad (3.20)$$

$$p \phi_{sq} = V_{sq} - R_s i_{sq} + \omega_s \phi_{sd}$$

$$C_{em} = p(\phi_{sd} i_{sq} - \phi_{sq} i_{sd}) \quad (3.21)$$

$$p \Omega_m = \frac{1}{J} (C_{em} - C_{res}) - \frac{f}{J} \Omega_m \quad (3.22)$$

3-4. DETERMINATION DE LA FONCTION DE TRANSFERT

A l'arrêt dans un repère lié au stator, la machine asynchrone est représentée par les équations suivantes:

$$P i_{sd} = \frac{1}{L_s \sigma} V_{sd} + \frac{1}{L_s T_r \sigma} \phi_{sd} - \frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) i_{sd} \quad (3.23)$$

$$P i_{sq} = \frac{1}{L_s \sigma} V_{sq} + \frac{1}{L_s T_r \sigma} \phi_{sq} - \frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) i_{sq}$$

$$P \phi_{sd} = V_{sd} - R_s i_{sd} \quad (3.24)$$

$$P \phi_{sq} = V_{sq} - R_s i_{sq}$$

A partir de ces équations on peut déterminer la fonction de transfert suivante :

$$H(p) = \frac{i_{sd}(p)}{v_{sd}(p)} = \frac{i_{sq}(p)}{v_{sq}(p)} = \frac{T_s p + 1}{L_s T_r \sigma p^2 + L_s \left(1 + \frac{T_r}{T_s}\right) p + R_s} \quad (3.25)$$

Où l'ordre du modèle physique de la machine asynchrone doit être égal à celui du modèle de structure en identification paramétrique. Ce choix est important pour la détermination des paramètres et permet, par des calculs simples, d'exprimer ces paramètres en fonction des coefficients estimés.

On considère la fonction de transfert $G_0(p)$ qui peut être estimé par :

- les modèles de régressions linéaires c'est-à-dire moindres carrés avec facteur d'oubli,
- les modèles de structures ARX, ARMAX, IV4, Box-Jonkins, ou erreur de sortie.

La fonction de transfert à identifier est de type :

$$G_0(p) = \frac{b_0 + b_1 p}{a_0 + a_1 p + a p^2} \quad (3.26)$$

En posant $H(p)=G_0(p)$, on détermine tous les paramètres de la fonction de transfert $H(p)$ en fonction des coefficients estimés $\hat{a}_0, \hat{a}_1, \hat{b}_0, \hat{b}_1$

$$R_s = \hat{a}_0 / \hat{b}_0$$

$$L_s = |\hat{a}_1 - \hat{b}_1(\hat{a}_0 / \hat{b}_0)| / \hat{b}_0$$

$$T_s = \hat{b}_1 / \hat{b}_0$$

Hypothèses

$$L_s = L_r$$

$$\sigma = 1 / \hat{b}_1 L_s$$

$$T_s = L_s \sqrt{1 - \sigma}$$

3.4.1-PASSAGE ANALYTIQUE DU MODELE CONTINUE AU DISCRET

La fonction de transfert continue est donnée par l'équation suivante :

$$H(p) = \frac{1 + Trp}{1 + (Ts + Tr)p + \sigma \cdot Tr \cdot Ts \cdot p^2} \cdot \frac{1}{R_s}$$

Cette équation peut s'écrire sous la forme :

$$H(p) = \frac{1}{\sigma \cdot L_s \cdot (b - a)} \cdot \frac{(b - a) \cdot (p + c)}{(p + a)(p + b)} \quad (3.28)$$

Avec :

$$a = -\alpha_1$$

$$b = -\alpha_2$$

$$c = \alpha_r$$

Où α_1 et α_2 sont les pôles de la fonction $H(p)$, et $\alpha_r = \frac{1}{T_s}$.

La fonction de transfert Z est donnée par l'équation :

$$F(z) = (1 - z^{-1}) Z \left[\frac{H(p)}{p} \right] = (1 - z^{-1}) \left[\frac{1}{p} \left(\frac{c-a}{p+a} + \frac{b-c}{p+b} \right) \right] \quad (3.29)$$

$$= (1 - z^{-1}) \cdot Z \left[\frac{c-a}{a} \left(\frac{a}{p \cdot (p+a)} \right) + \frac{b-c}{b} \left(\frac{b}{p \cdot (p+b)} \right) \right]$$

On utilisant la propriété de la transformée en Z suivante :

$$\frac{H(p)}{p} = \frac{(c-a)z}{z - \exp(-aT)} + \frac{(b-c)z}{z - \exp(-bT)} \quad (3.30)$$

Pour $a.T \ll 1$ et $b.T \ll 1$, en admet que :

$\exp(-aT) = 1 - aT$ et $\exp(-bT) = 1 - bT$, et après un simple calcul on obtient la fonction de transfert discrète suivante :

$$F(z) = \frac{B_1 z^{-1} + B_2 z^{-2}}{1 + A_1 z^{-1} + A_2 z^{-2}} \quad (3.31)$$

Où les coefficients $[A_1, A_2, B_1, B_2]$ sont en fonction des paramètres de la machine qu'il faut les estimés. Ces paramètres sont donnés par les relations suivantes :

$$Tr = \frac{T}{1 + \frac{B_2}{B_1}}$$

$$\sigma = \frac{T(T_s + Tr)}{(A_1 + 2)T_s Tr}$$

$$Rr = \frac{Lr}{Tr}$$

$$Lm = Ls \cdot \sqrt{1 - \sigma}$$

Ou les Rr et Rs sont les résistances de stator et de rotor ; les Ts et Tr sont les constant de temps de stator et de rotor ; σ est le *coefficient de dispersion*

3-5.STRUCTURE D'IDENTIFICATION PAR LES STRUCTURES DE MODELES

Dans le modèle décrit précédemment, nous avons ramené toutes les fuites magnétiques au stator pour réduire le nombre de paramètre. Ce qui a permis la détermination de la fonction de transfert à partir du courant et de tension statorique.

Les méthodes du structure de modèles ARX, ARMAX, IV4, BJ et ou peuvent s'appliquer directement pour déterminer les paramètres de la machine asynchrone.

3-6.CONCLUSION

La modélisation de la machine asynchrone et la détermination de la fonction de transfert, nous donne une idée sur la relation entre les paramètres de la machine et les coefficients à identifiés dans les deux cas : continu et discret.

Pour identifier ces paramètres il faut d'abord identifier la fonction de transfert, qui est le but du chapitre suivant.

CHAPITRE IV

IDENTIFICATION D'UNE MACHINE ASYNCHRONE SAINE A L'AIDE DES DONNES SIMULEES

4-1.INTRODUCTION.....	48
4-2.MONTAGE EXPERIMENTALE	48
4-3.SIMULATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE	49
4-3-1.MISE SOUS FORME D'EQUATIONS D'ETAT	49
4-3-2.SCHEMA DE SIMULATION	50
4-4.IDENTIFICATION A L'AIDE DE DONNEES SIMULEES.....	51
4-4-1.APPLICATION DES DIFFERENTES TECHNIQUES A L'IDENTIFICATION	52
4-5.IINTERPRETATION DES RESULTATS.....	55
4-6.CONCLUSION	56

4-1.INTRODUCTION

Dans les chapitres précédents, nous avons donné quelques notions de base pour une bonne identification comme le choix du signal d'excitation, et le période d'échantillonnage, puis nous avons cité quelques structures de modèle utilisées pour l'identification (ARX, ARMAX et BJ et IV et OE), en fin nous avons modélisé la machine asynchrone et déterminé sa fonction de transfert, qui est en fonction des courants et tensions statorique ; comme il est indiqué dans le chapitre précédent, les paramètres de la machine à identifier sont en fonction des coefficients de cette fonction qu'il faut identifier, pour cela il nous faut un fichier de données (tension/courant) qui permet d'estimer ces paramètres à l'aide des structures de modèles cités précédemment.

Dans ce chapitre nous allons faire une simulation sous espace Simulink Matlab qui permet de récupérer ce fichier (la carte d'acquisition n'étant pas disponible sur notre laboratoire et sur les labos qu'on a des conventions avec eux), et par suite de le traiter à l'aide d'un toolbox Matlab pour déterminer les paramètres de machine.

4-2.MONTAGE EXPERIMENTALE

Le montage expérimental peut être utilisé est donné par la figure 4.1

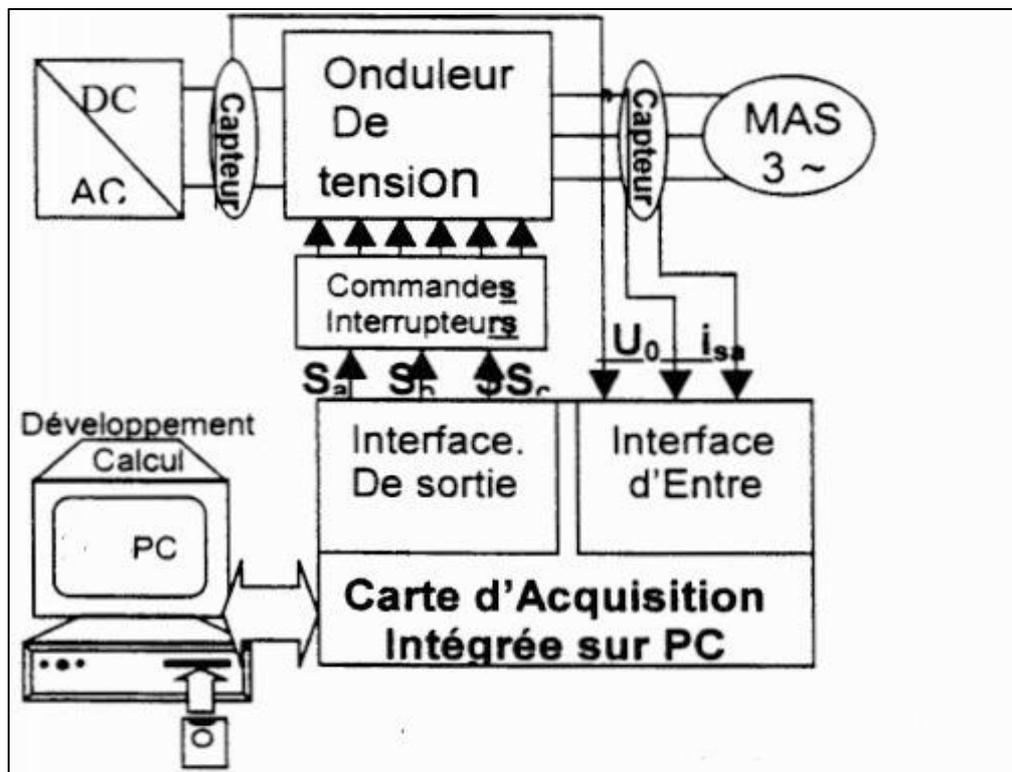


Figure (4.1) Acquisition des données de machine asynchrone pour extraction le fichier (tension/courant) [2]

A l'aide d'un programme approprié en Pascal inséré dans un PC qui représente l'unité de traitement, on génère une séquence binaire pseudo-aléatoire (S.B.P.A) à deux niveaux (+1,-1), ces signaux digitaux passeront à travers un convertisseur numérique/analogique et finiront comme signaux de commande pour les bras de l'onduleur. La tension obtenue servira à son tour comme signal d'excitation pour la machine.

L'acquisition des grandeurs statoriques (tension, courant) se fait à l'aide de capteurs, d'une carte AT-MOI-16x, et à travers un convertisseur analogique numérique. Ces données seront converties en valeurs réelles (en les multipliant par les gains des capteurs tension et courant) par le même programme en Pascal, puis transmises et stockées dans un fichier, pour être traitées par Matlab afin d'en déduire les paramètres de la machine.

4-3.SIMULATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Pour obtenir un modèle valable pour simulation il faut set les équations du MAS sous forme d'équation d'état. On donne des paramètres dans l'Annexe C.

4-3-1.MISE SOUS FORME D'EQUATIONS D'ETAT

On met le système d'équations (3-9,3-10) sous forme d'un système d'équations d'état.

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU \\ Y = CX + DU \end{cases} \quad (4-1) \quad \text{avec : } \begin{cases} X: & \text{Vecteur d'état} \\ U: & \text{Vecteur d'entrée} \\ Y: & \text{Vecteur de sortie} \end{cases}$$

On peut choisir le vecteur X indifféremment

$$\text{On prend } X = (i_{ds}, i_{qs}, \phi_{dr}, \phi_{qr})^t$$

Après un calcul matriciel (Annexe B), on aboutit au système suivant :

$$\dot{X} = AX + BU \quad (4-2)$$

Avec :

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) & 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \frac{M}{L_r T_r} & \frac{1}{\sigma L_s} \omega \frac{M}{L_r} \\ 0 & -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) & -\frac{1}{\sigma L_s} \omega \frac{M}{L_r} & \frac{1}{\sigma L_s} \frac{M}{L_r T_r} \\ \frac{M}{T_r} & 0 & \frac{1}{T_r} & -\omega \\ 0 & \frac{M}{T_r} & \omega & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} ; U = \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix}$$

4-3-2.SCHEMA DE SIMULATION :

La structure en schéma-bloc de cette simulation est présentée par la Figure (4.1).

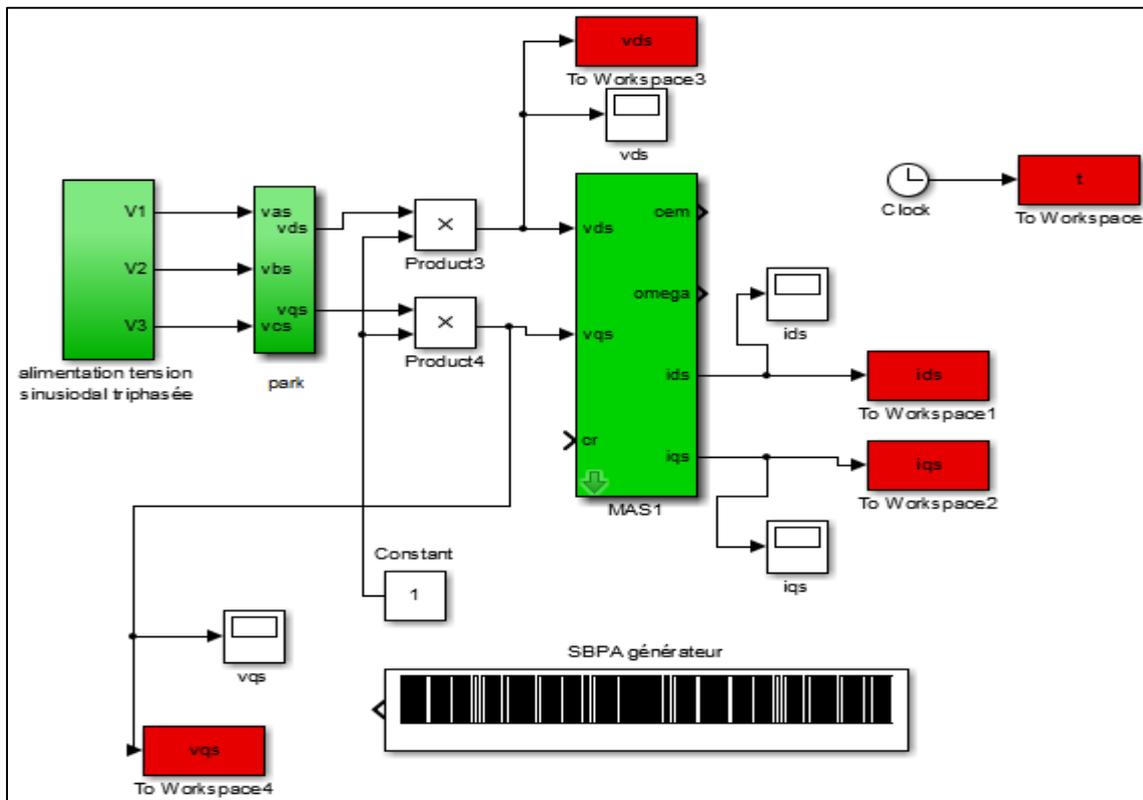


Figure (4.2) Modèle SIMULINK d'un moteur asynchrone à cage

4-4.IDENTIFICATION A L'AIDE DE DONNEES SIMULEES :

A l'aide de données simulées nous nous proposons de:

- valider les programmes développés.
- montrer que la connaissance du courant et de la tension est suffisante pour déterminer simultanément les paramètres électriques et mécaniques caractérisant la machine.
- montrer que la fonction représentant l'erreur quadratique entre les grandeurs mesurées et les grandeurs calculées est convexe, en d'autres termes, que le vecteur paramètre représentant le minimum de cette fonction est unique.

D'après l'équation (3.25) il y a deux entrées et deux sorties dans l'espace de Park dans notre cas d'étude nous choisirons l'entrée/sorties (Vds/Ids). Les premières données sont obtenues en alimentant le moteur par une tension sinusoïdale, tandis que les secondes sont obtenues en alimentant le moteur par une tension en sinusoïdale multiple avec SBPA ce qui produit beaucoup des fréquences. Les figures (4.3) et (4.4) représentent les premières et les secondes données.

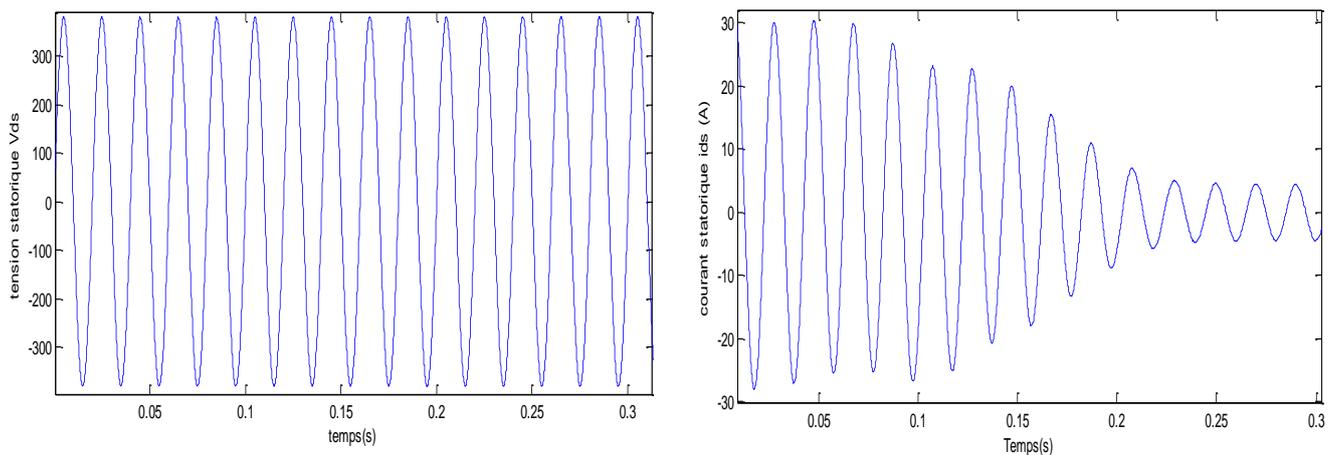


Figure (4.3) Courant de démarrage et tension simple correspondante Alimentation sinusoïdale

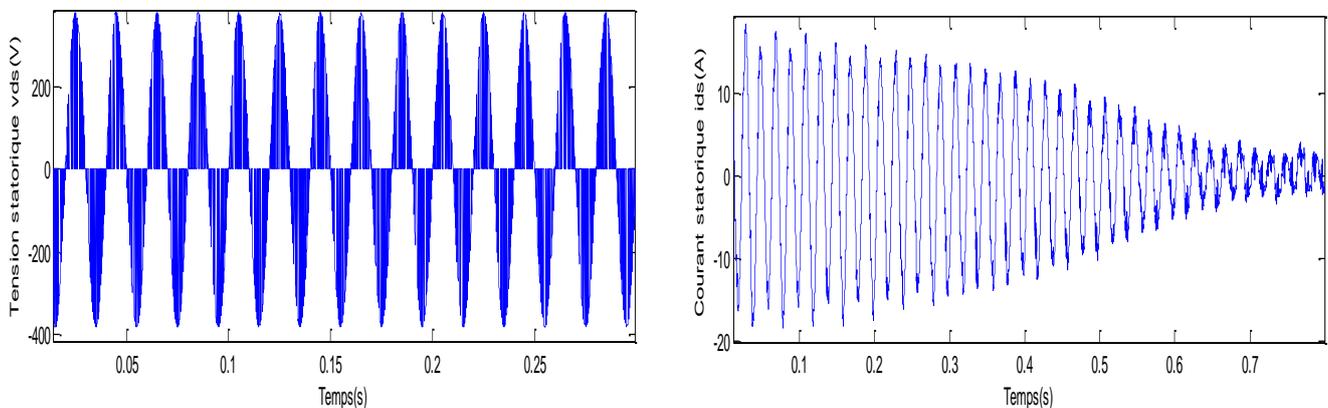


Figure (4.4) Courant de démarrage et tension simple correspondante Alimentation sinusoïdale avec SBPA

4.4.1-Applications des différentes techniques à l'identification

En utilisant les deux données simulées illustrées par les figures 4.2 et 4.3, nous estimons les paramètres du moteur à l'aide d'un programme Matlab qui contient les techniques présentées précédemment. On va utiliser les quatre techniques ARX, ARMAX et BJ et OE et IV pour chaque donnée.

On prendra vds comme input et ids comme output puis on va estimer les paramètres pour la première et la deuxième entrée.

Pour la première entrée d'identification (signal sinusoïdal) qui sert à l'estimation des paramètres. Le Toolbox matlab met en œuvre cinq structures de modèles d'identification et de perturbations, il nous donne le numérateur et le dénominateur discret et continu, et faire la comparaison entre le courant mesuré et celui qui est simulé. Les résultats obtenus sont indiqués par les tableaux suivants :

MODELE	NUMERATEUR DISCRET			DENOMENATEUR DISCRET		
	B1	B2	/	/	A1	A2
ARX	1.423e-05	-1.404e-05	0	1.000	-1.999	1.000
ARMAX	1.420e-05	-1.397e-05	0	1.000	-1.999	1.000
BJ	-1.343e-06	1.323e-06	0	1.000	-1.997	0.9985
IV4	8.744e-04	-8.864e-04	0	1.000	-1.601	0.6015
OE	-1.905e-06	1.881e-06	0	1.000	-1.997	0.9985

Tableaux 4.1 numérateur et dénominateur discret de la fonction de transfert pour l'entrée sinusoïdale

MODELE	NUMERATEUR CONTINU			DENOMENATEUR CONTINU		
	/	b1	b0	A	a1	a0
ARX	0	2.608e-05	0.0004	1	1.5669e-04	2.049e-03
ARMAX	0	1.997e-05	0.0003	1	2.5230e-04	1.589e-03
BJ	0	3.667e-04	0.005625	1	0.1501	0.0281
IV4	0	0.1679	1.875	1	50.83	8.356
OE	0	3.79e-04	0.005605	1	0.1501	0.0279

Tableaux 4.2 numérateur et dénominateur continu de la fonction de transfert pour l'entrée sinusoïdale (Te=0.001).

La comparaison entre le courant mesuré et celui qui est simulé montrée sur la figure suivant :

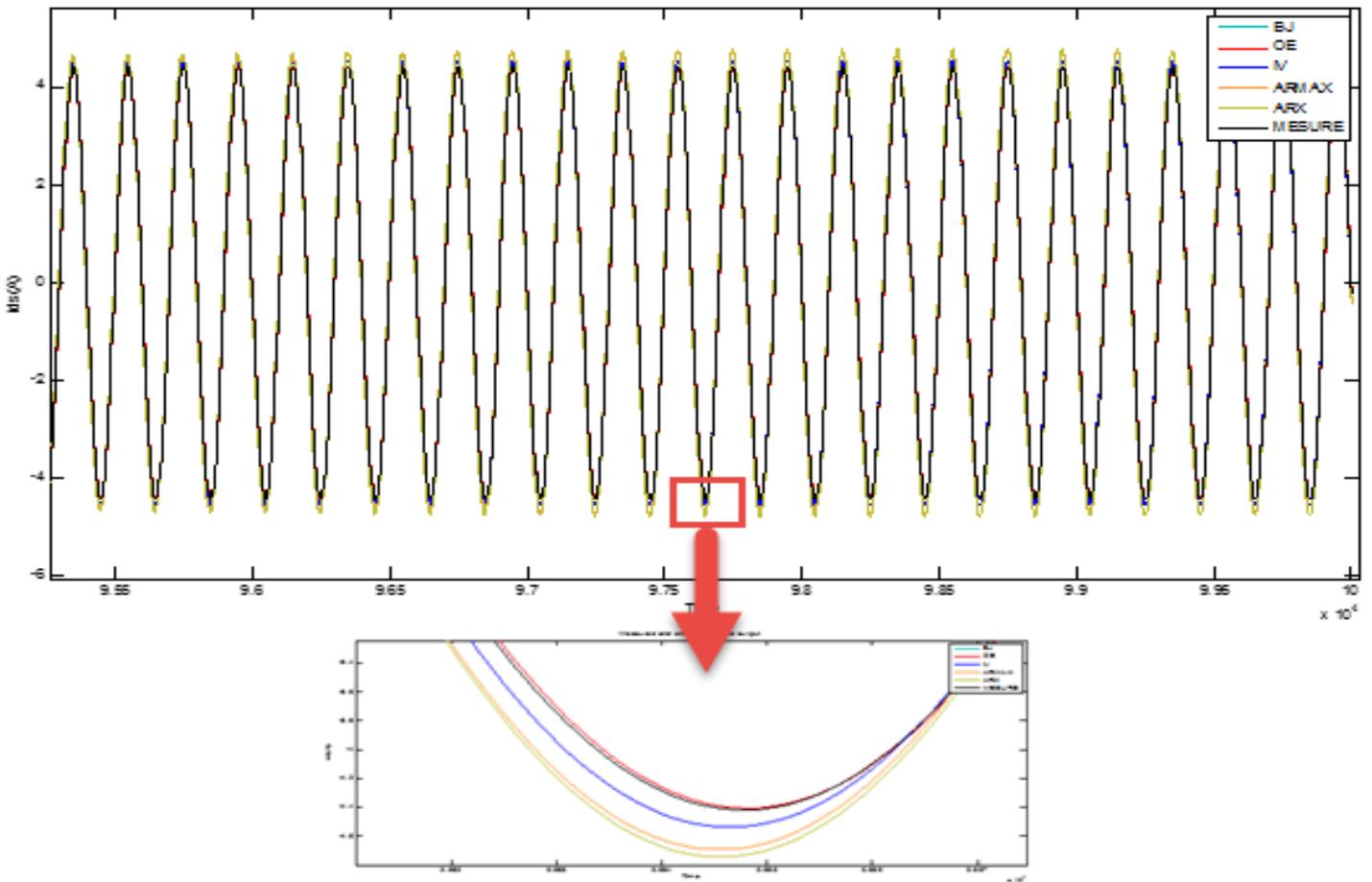


Figure (4.5) le courant simulé et le courant estimé pour les cinq modèles (l'entrée sinusoïdal).

Pour le deuxième cas l'entrée sinusoïdal avec SBPA

MODELE	NUMERATEUR DISCRET			DENOMENATEUR DISCRET		
	B1	B2	/	/	A1	A2
ARX	9.94e-04	-9.79e-04	0	1.000	-1.000	0.01972
ARMAX	4.519e-04	-4.458e-04	0	1.000	-0.8391	-0.1311
BJ	2.203e-03	-2.172e-03	0	1.000	-0.9739	-1.276e-04
IV4	0.346	-0.3421	0	1.000	-0.8611	3.278e-04
OE	5.65e-03	-5.574e-03	0	1.000	-1.717	0.7178

Tableaux 4.3.numérateur et dénominateur discret de la fonction de transfert pour l'entrée sinusoïdale avec SBPA.

MODELE	NUMERATEUR CONTINU			DENOMENATEUR CONTINU		
	/	b1	b0	A	a1	a0
ARX	0	3.352e-06	6.4e-05	1	2.735e-04	3.09e-04
ARMAX	0	4.534e-06	7.8e-05	1	2.230e-04	3.86e-04
BJ	0	3.723e-05	6.51e-04	1	0.4701	3.153e-04
IV4	0	8.442e-04	1.088e-02	1	32.830	0.0547
OE	0	3.263e-04	5.605e-03	1	0.1871	0.0272

Tableaux 4.4. numérateur et dénominateur continu de la fonction de transfert pour l'entrée sinusoïdale avec SBPA ($T_e=0.001$).

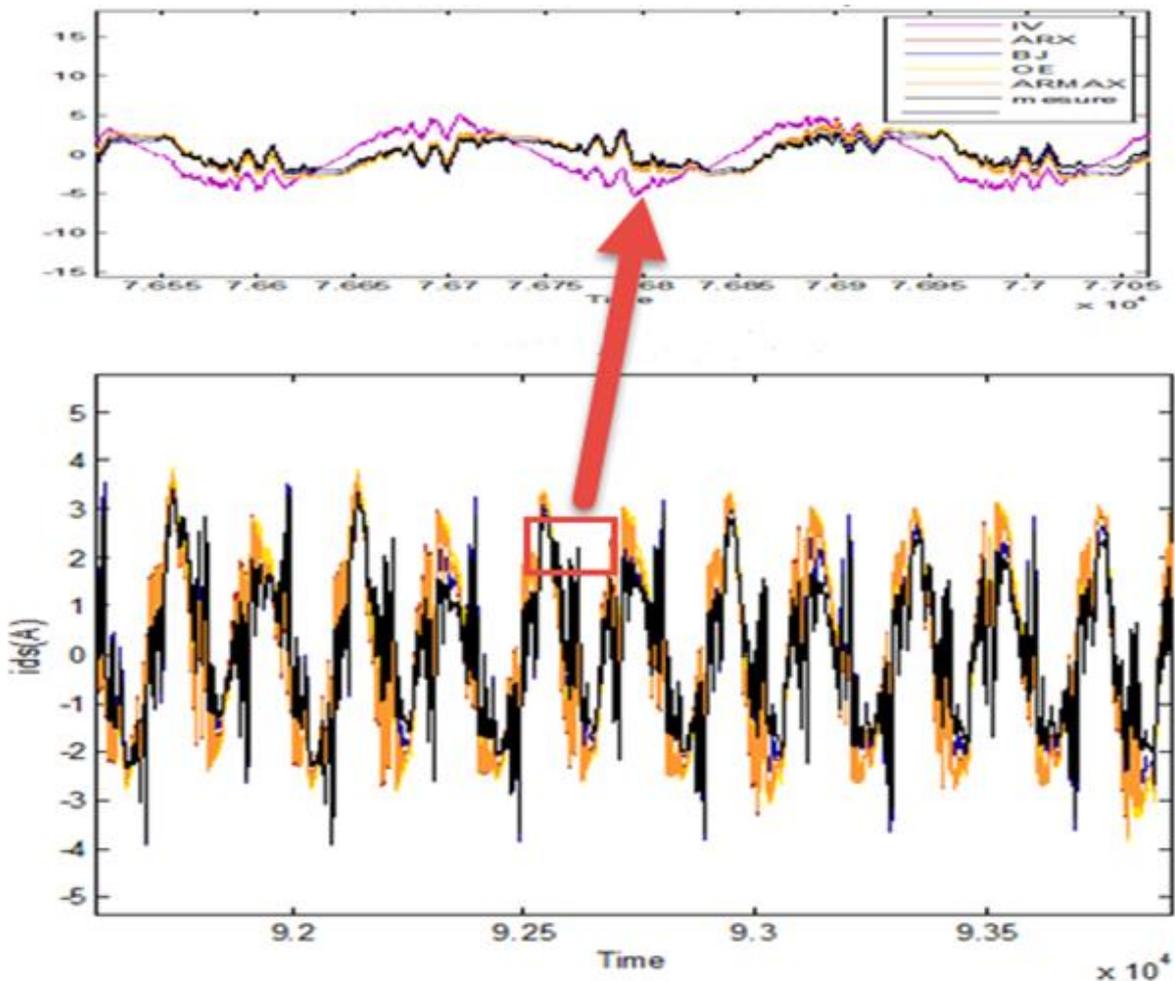


Figure (4.6) le courant simulé et le courant estimé pour les cinq modèles pour l'entrée sinusoïdal avec SBPA.

D'après les relations et les hypothèses données au chapitre 3 nous calculons les paramètres du moteur (machine asynchrone) pour les deux entrées montrées dans les tableaux suivant :

Pour la première entrée on a :

MODELE	Rs	Rr	Ls=Lr	Ts	Tr	σ	Lm
ARX	5.1237	4.2779	0.3342	0.06521	0.0781	0.96192714	0.06521
ARMAX	5.2978	4.7892	0.3522	0.06657	0.07353	0.96427449	0.06657
BJ	4.9891	4.6389	0.3247	0.06519	0.07	0.95969143	0.06519
IV	4.4568	4.9814	0.3989	0.08958	0.08017	0.94956941	0.08958
OE	4.9789	4.2175	0.3368	0.0676	0.07995	0.95971446	0.0676

Tableaux (4.5).Les paramètres électrique et mécanique de la machine asynchrone.

Pour la deuxième entrée

MODELE	Rs	Rr	Ls=Lr	Ts	Tr	σ	Lm
ARX	4.83	3.815	0.253	0.05238095	0.06631717	0.95713471	0.052381
ARMAX	4.954	3.887	0.288	0.05813484	0.07409313	0.95925372	0.058135
BJ	4.843	3.819	0.277	0.05719595	0.07253208	0.95736453	0.057196
IV	5.0178	4.327	0.3895	0.07762366	0.09001618	0.96028329	0.077624
OE	4.844	3.813	0.282	0.05821635	0.07395751	0.95738213	0.058216

Tableaux (4.5).Les paramètres électrique et mécanique de la machine asynchrone.

4-5.IINTERPRETATION DES RESULTATS

La simulation que nous avons effectuée pour les différentes entrées nous ont permis de construire des fichiers de données (tension/courant).

L'acquisition de ces données et leurs traitements par un programme d'identification nous permet d'obtenir les résultats précédents.

Une première analyse de ces tableaux (qui donnent le numérateur et le dénominateur) montre que pour des entrées données, les fonctions de transfert (continues et discrètes) identifiées par les différentes structures de modèles sont identiques à une erreur près.

Il est à noter que les fonctions de transfert identifiées pour les différentes entrées sont différentes pour d'autres

La ressemblance de l'allure du courant obtenu par simulation et celle obtenue expérimentalement justifie la validation de la méthode d'identification utilisée.

Il est à noter que pour l'entrée sinusoïdale avec SBPA les valeurs sont plus proches que les données dans l'annexe C.

4-6.CONCLUSION

L'identification de la machine asynchrone pose deux questions fondamentales :

La première concerne le but recherché, c'est-à-dire faudrait-il identifier la machine pour déduire ses paramètres et en suite simulé son comportement électrique et dynamique ou encore l'identifier en vue d'une commande ?

L'identification dont le but de simulé son comportement électrique et mécanique, ne nécessite pas l'utilisation des méthodes stochastiques d'identification. Des simples essais classiques suffisent alors dans ce cas.

La deuxième concerne la méthode à appliquer. Il est possible d'appliquer les méthodes en "off-line" ou en "on-line", selon les exigences demandées.

Dans notre cas l'étude des structures de modèles ont été utilisées en "off-line", il s'agit des structures ARX, ARMAX, IV4, BJ et OE. Elles permettent de donner des résultats qu'il faut les valider, mais l'inconvénient est que nous ne pouvons relier les paramètres physiques de la machine à ceux du modèle identifié.

Nous avons également analysé l'influence du choix de l'entrée sur les paramètres identifié.

CONCLUSION GENERALE

Les travaux représentés dans le cadre de ce mémoire de fin d'étude constituent une modeste contribution pour l'essai l'identification paramétrique d'une machine asynchrone.

Afin d'aboutir à cet objectif, la mise au point de ces essais a été conçus en deux étapes : la première a vu :

- Le choix de l'essai.
- Déterminations de la fonction de transfert de la machine et la relation entre les paramètres physiques et les coefficients à estimer.
- Le choix de l'entrer.

La deuxième a été consacrée pour la conception du programme d'acquisition des données et également le programme d'identification (en Matlab) où nous avons identifié tous les paramètres de la machines à partir du fichier de données (tension, courant).

Dans cette étude, nous avons d'abord décrit l'organisation de l'identification des systèmes physiques et ses multiples problèmes. Les algorithmes numériques nécessaires à leur mise en œuvre restent difficile car dépendant des modèles physiques peuvent conduire à des erreurs grossières sur les paramètres (lorsque ceux-ci sont reliées aux paramètres du modèles identifie).

Un autre cas peut survenir et qu'il est possibles de ne pas pouvoir déduire les paramètres physiques à partir du modèle identifie.

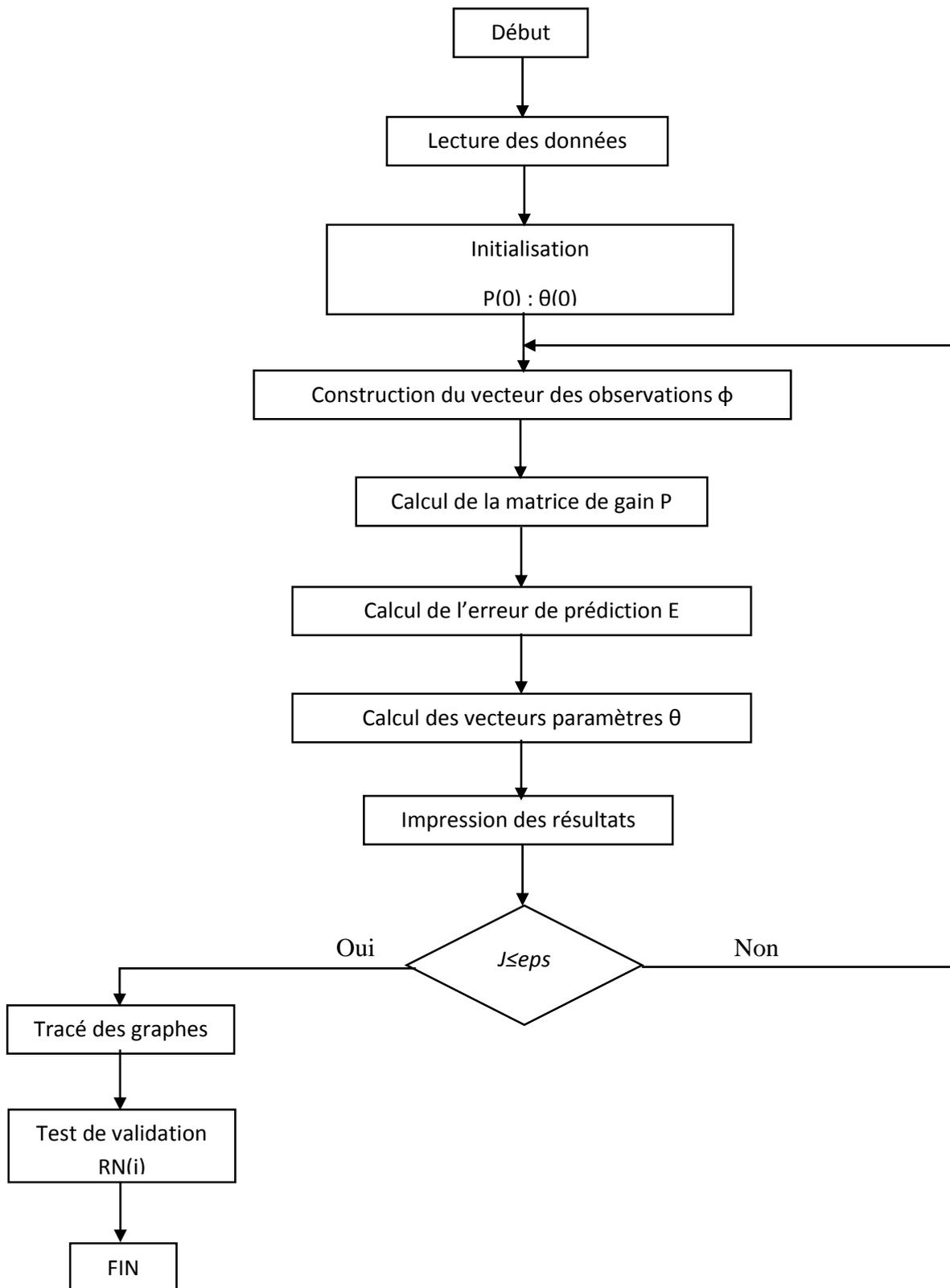
Ce qui conduit à dire que parmi les systèmes électromécanique par exemple, l'identification dépend essentiellement du modèle physiques que nous lui attribuons malgré la qualité de l'acquisition à l'adéquation de l'ensemble méthodes-signaux - structure de modèle.

Les structures de modèles ont été utilisées en « off-line », il s'agit des structures ARX, ARMAX, IV4, BJ et OE, elles permettent de donner des résultats qu'il faut les valider, mais l'inconvénient est que nous ne pouvons pas relier les paramètres physiques de la machine à ceux du modèle identifié.

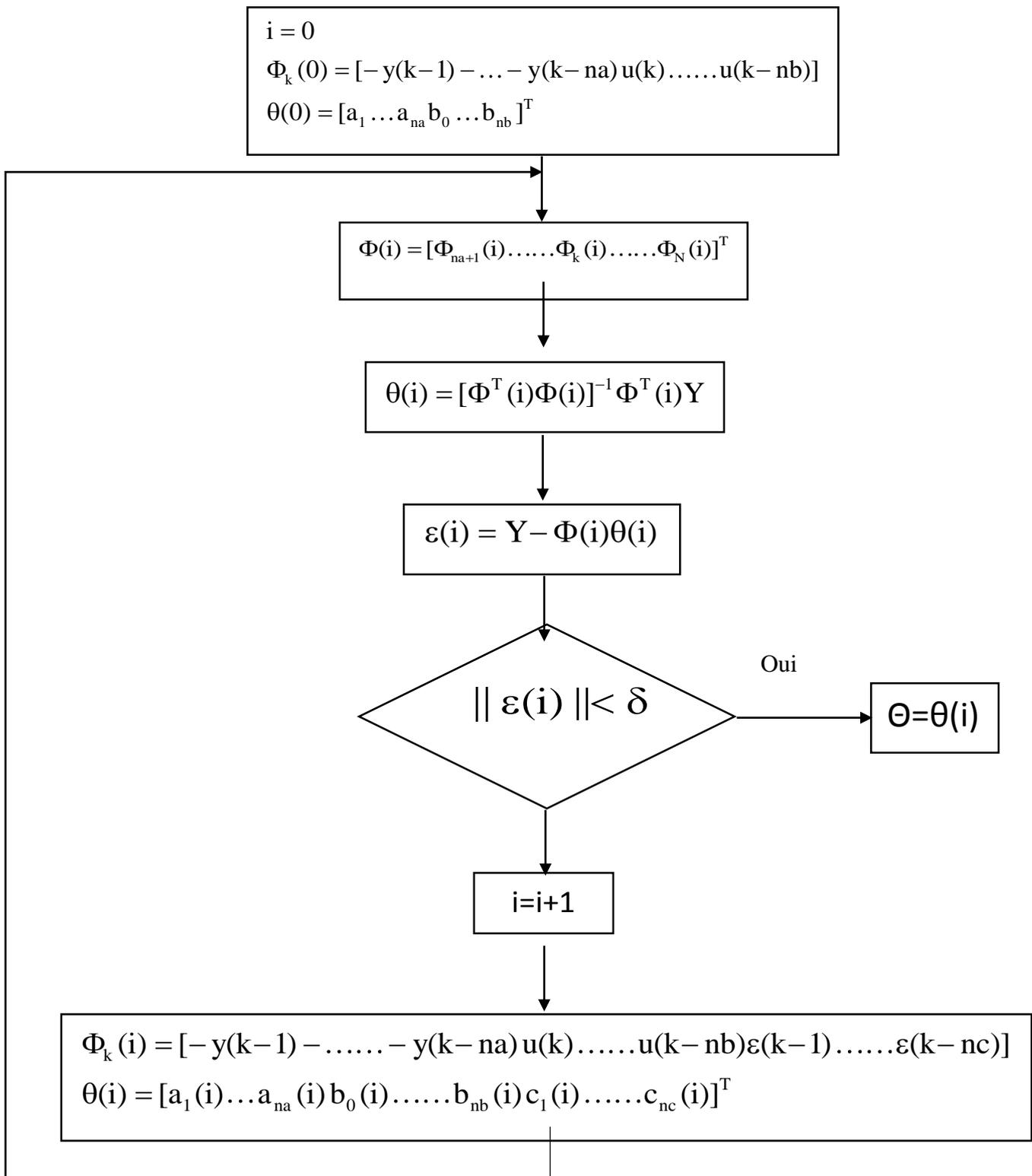
Bibliographies

- [1] Ioan Doré Landau, Gianluca Zito, “Digital Control Systems”, Springer, London, 2006.
- [2] Eric Walter, Luc Pronzato, “Identification of parametric Models from experimental data”, Edition Masson 1997.
- [3] P. de Larminat et Y. Thomas. “Automatique des Systèmes Linéaires 2“. Identification Flammarion Sciences, Paris, 1977.
- [4] I.D. Landau, “Identification et commande des systèmes“, 2^{ème} Edition, Technip, Paris, 1993.
- [5] TOUHAMI OMAR, “Contribution à l’identification paramétrique des machines électriques“, Thèse de doctorat, ENP, 1994.
- [6] Proceeding of the international annual conference IEEA’ 97 Université de Batna, Algérie, 7-9 décembre 1997.
- [7] J. L. Coulomb, Optimisation, Chapitre 8 de “Electromagnétisme et problèmes couplés“, EGEM, Hermes, 2002.
- [8] F. Girard, “Optimisation de stratifiés en utilisant un algorithme génétique“, Mémoire dans le cadre de l’obtention du grade de maîtres sciences, Université de Laval, 2006.
- [9] Stephen. Chapman, “Electric machinery fundamentals”, Vol 4, Higher Education, United States, New York, 2005.
- [10] J.P. Caron, J.P. Hautier, “Modélisation et Commande de la machine asynchrone”, Edition Technip, France 1995.
- [11] L.kadri et S.Boulakhrachef, “Méthodologie de la commande de la machine asynchrone incluent la logique floue“, PFE, ENP 1997.
- [12] M.Khelif, “Cours d’identification“, 1996.
- [13] Symposium on modelling, analysis and simulation CESA’96 IMACS Multiconference. Computational Engineering in systèmes Applications, Lille. France, July 9-12, 1996.
- [14] C.FOULARD et S. GENTIL et J. P. SANDRAZ, “Commande & régulation par ordinateur numérique“, Edition EYROLLES, 1982.
- [15] Davide Aguglia, “ Identification des paramètres du moteur à induction triphasé en vue de sa commande vectorielle ”, Thèse pour l’obtention M.sc, Université Laval, Québec 2004.

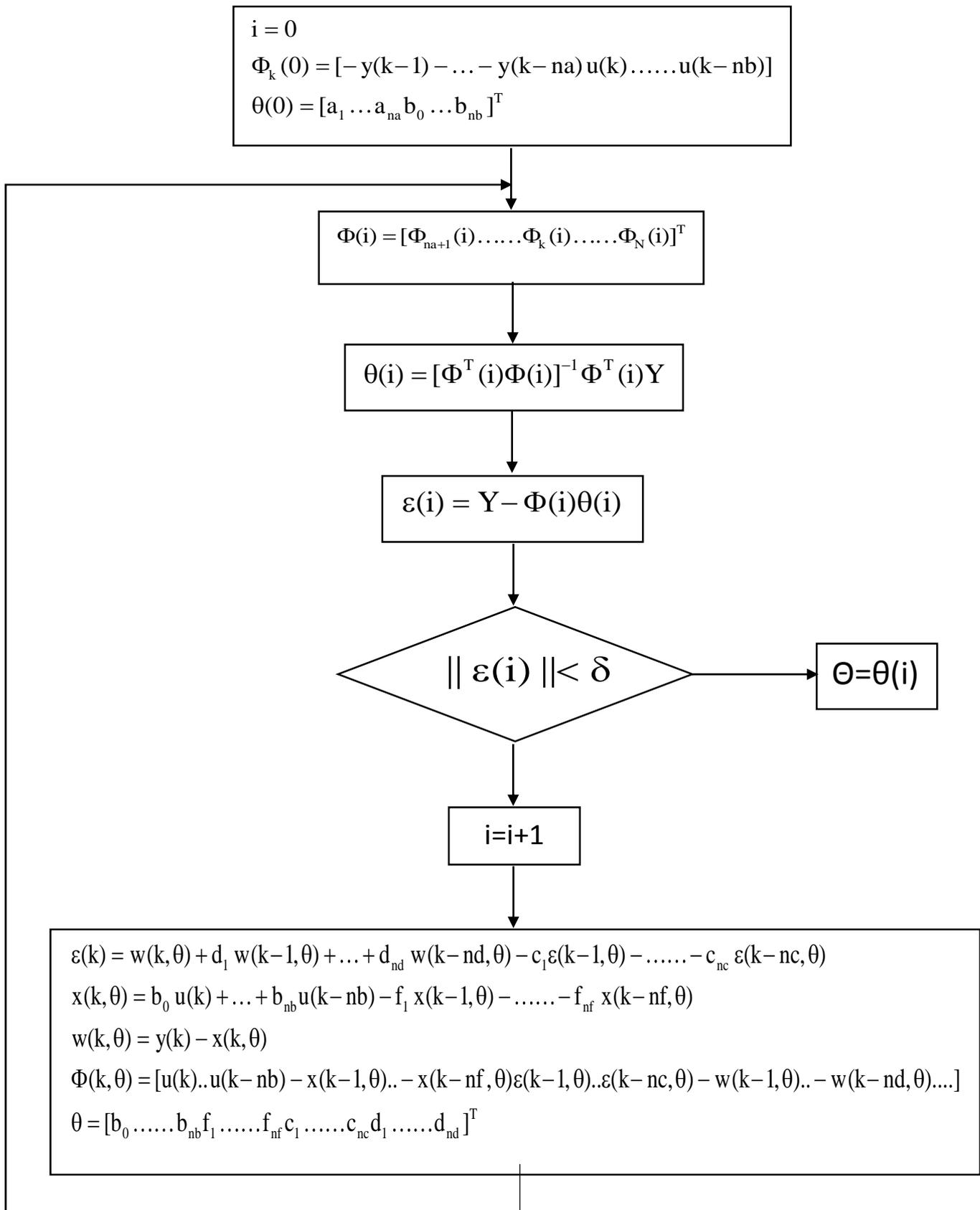
ORGANIGRAMME DE LA METHODE DES M.C.R



ORGANIGRAMME DU STRUCTURE ARMAX



ORGANIGRAMME DU MODELE BJ



Modélisation de la machine asynchrone : Mise sous forme d'équations d'état

On met le système d'équations (I.12) sous forme d'équation d'état :

$$\dot{X} = AX + BU \quad \text{Avec :} \quad \begin{cases} X : \text{Vecteur d'état} \\ Y : \text{Vecteur d'entrée} \end{cases}$$

On prend $X = (i_{ds}, i_{qs}, \phi_{dr}, \phi_{qr})^t$

On a :

$$\begin{cases} v_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} \\ v_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} \end{cases} \quad \begin{cases} v_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} + \omega \phi_{qr} \\ v_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} - \omega \phi_{dr} \end{cases}$$

et

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s i_{ds} + M i_{dr} \\ \phi_{qs} = L_s i_{qs} + M i_{qr} \end{cases} \quad \begin{cases} i_{dr} = \frac{\Phi_{dr} - M i_{ds}}{L_r} \\ i_{qr} = \frac{\Phi_{qr} - M i_{qs}}{L_r} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \phi_{dr} = L_r i_{dr} + M i_{ds} \\ \phi_{qr} = L_r i_{qr} + M i_{qs} \end{cases}$$

En remplaçant les équations (A2-4) dans (A2-2), on obtient le système (A2-2')

$$\begin{cases} 0 = \frac{R_r}{L_r} \Phi_{dr} - \frac{R_r M}{L_r} i_{ds} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} + \omega \Phi_{qr} \\ 0 = \frac{R_r}{L_r} \Phi_{qr} - \frac{R_r M}{L_r} i_{qs} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} - \omega \Phi_{dr} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} = \frac{R_r M}{L_r} i_{ds} - \frac{R_r}{L_r} \Phi_{dr} - \omega \Phi_{qr} \\ \frac{d\Phi_{qr}}{dt} = \frac{R_r M}{L_r} i_{qs} + \omega \Phi_{dr} - \frac{R_r}{L_r} \Phi_{qr} \end{cases} \quad (\text{A2-2}')$$

Du système d'équation (A2-3) on a :

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = \sigma L_s i_{ds} + \frac{M}{L_r} \Phi_{dr} \\ \Phi_{qs} = \sigma L_s i_{qs} + \frac{M}{L_r} \Phi_{qr} \end{cases} \quad (\text{A2-5})$$

$$\begin{cases} \frac{d\Phi_{ds}}{dt} = \sigma L_s \frac{di_{ds}}{dt} + \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \\ \frac{d\Phi_{qs}}{dt} = \sigma L_s \frac{di_{qs}}{dt} + \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} \end{cases} \quad (\text{A2-5}')$$

$$\text{Avec :} \quad \sigma = \left(1 - \frac{M^2}{L_s L_r} \right) \quad (\text{A2-6})$$

$$\begin{cases} \frac{d\Phi_{ds}}{dt} = \sigma L_s \frac{di_{ds}}{dt} + \frac{R_r M^2}{L_r^2} i_{ds} - \frac{R_r M}{L_r^2} \Phi_{dr} - \frac{\omega M}{L_r} \Phi_{qr} \\ \frac{d\Phi_{qs}}{dt} = \sigma L_s \frac{di_{qs}}{dt} + \frac{R_r M^2}{L_r^2} i_{qs} - \frac{R_r M}{L_r^2} \Phi_{qr} - \frac{\omega M}{L_r} \Phi_{dr} \end{cases} \quad (\text{A2-5}'')$$

On remplace (A2-5'') dans (A2-1), on aura :

$$\begin{cases} v_{ds} = \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) i_{ds} - \frac{M}{L_r T_r} \Phi_{dr} - \frac{\omega M}{L_r} \Phi_{qr} + \sigma L_s \frac{di_{ds}}{dt} \\ v_{qs} = \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) i_{qs} - \frac{M}{L_r T_r} \Phi_{qr} + \frac{\omega M}{L_r} \Phi_{dr} + \sigma L_s \frac{di_{qs}}{dt} \end{cases}$$

d'où :

$$\begin{cases} \frac{di_{ds}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left(v_{ds} - \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) i_{ds} + \frac{M}{L_r T_r} \Phi_{dr} + \frac{\omega M}{L_r} \Phi_{qr} \right) \\ \frac{di_{qs}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left(v_{qs} - \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) i_{qs} + \frac{M}{L_r T_r} \Phi_{qr} + \frac{\omega M}{L_r} \Phi_{dr} \right) \end{cases} \quad (\text{A2-7})$$

D'où le système d'équation (A2-8), qui représente la mise sous forme d'équation d'état du système d'équations (I-18)

$$\begin{bmatrix} \frac{di_{ds}}{dt} \\ \frac{di_{qs}}{dt} \\ \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \\ \frac{d\Phi_{qr}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) & 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \frac{M}{L_r T_r} & \frac{1}{\sigma L_s} \frac{\omega M}{L_r} \\ 0 & -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) & -\frac{1}{\sigma L_s} \frac{\omega M}{L_r} & \frac{1}{\sigma L_s} \frac{M}{L_r T_r} \\ \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -\omega \\ 0 & \frac{M}{T_r} & -\omega & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix}$$

Les paramètres de la machine asynchrone triphasée utilisée

La puissance nominale	$P_n = 1.5 \text{ kW}$
La tension nominale	$U_n = 220/380 \text{ V}$
Le courant nominal	$I_n = 6.7/3.7 \text{ A}$
La vitesse de rotation nominale	$N_n = 1420 \text{ tr/mn}$
La résistance statorique	$r_s = 4.850 \text{ } \Omega$
La résistance rotorique	$r_r = 3.805 \text{ } \Omega$
L'inductance statorique	$l_s = 0.274 \text{ H}$
L'inductance rotorique	$L_r = 0.274 \text{ H}$
L'inductance mutuelle	$L_m = 0.258 \text{ H}$
Moment d'inertie	$J = 0.031 \text{ kg m}^2$
Coefficient de frottement	$K_f = 0.001136 \text{ Nm/rd/s}$
Nombre de paires de pôles	$P = 2$
Constant du temps rotorique	0.07201
Constant du temps statorique	0.05649