

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
 MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
 RECHERCHE SCIENTIFIQUE
ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



Département de Génie Electrique

MEMOIRE

Présenté par :

M.KERID Rachid, Ingénieur d'Etat, ENP
Pour l'obtention du :

GRADE DE MAGISTER
EN ELECTROTECHNIQUE
Option : MACHINES ELECTRIQUES

THEME

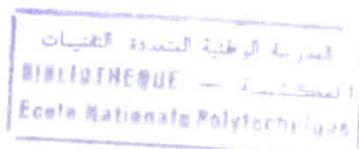
**IDENTIFICATION D'UNE MACHINE ASYNCHRONE PAR
 LES MOINDRES CARRES AVEC FILTRAGE DE KALMAN**

Soutenu publiquement le 12 Mai 2004.

Membres de jury :

Président	S. MEKHTOUB	Maître de Conférence à l'ENP
Rapporteurs	O. TOUHAMI	Professeur à l'ENP
	R. IBTIOUEN	Professeur à l'ENP
Examineurs	A. MEKHALDI	Maître de Conférence à l'ENP
	M. TADJINE	Maître de Conférence à l'ENP
	R. TAHMI	Chargé de recherche à l'ENP

REMERCIEMENTS



Nous remercions Dieu de nous avoir donné la force physique et morale pour accomplir ce modeste travail.

Nous remercions nos encadreurs le professeur Omar TOUKHAI et le professeur Rachid ABJOUEN pour leurs aides, leurs encouragements, et leur patience avec laquelle ils ont bien voulu travaillé avec nous en nous guidant et nous corrigeant durant toute l'année.

Nous remercions également tous les membres du jury, pour avoir bien voulu évalué notre travail.

Et finalement, nous adressons nos remerciements les plus profonds et les plus distingués à tous ceux qui ont contribué de proche ou de loin à ce modeste travail.

SOMMAIRE

Notations	
Introduction générale	1

CHAPITRE I

Modélisation de la machine asynchrone

Introduction	4
I.1 Hypothèses simplificatrices	4
I.2 Modèle de la machine asynchrone triphasée	5
I.2.a Equations électriques	5
I.2.b Equations magnétiques	6
I.2.C Equation mécanique	6
I.3 Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de PARK	7
I.3.1 Equations électriques	8
I.3.2 Equations magnétiques	9
I.3.3 Equations mécaniques	10
I.4 Choix du référentiel	10
I.5 Mise sous forme d'équation d'état	11
I.6 Simulation et interprétation	13
Conclusion	13

CHAPITRE II

Modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone

Introduction	16
II.1 Modélisation du redresseur	17
II.2 Modélisation du filtre	17
II.3 Modélisation de l'onduleur de tension	18
II.5 Stratégies de commandes	20
II.5.1 Commande par hystérésis en courant	20
II.5.1.1 Principe	20
Conclusion	21

CHAPITRE III
Introduction au filtrage de Kalman

Introduction	22
III.1 Filtrage de Kalman	24
III.2 Moindre carrés récursif vectoriels	26
III.3 Système statique sans bruit d'état	27
III.4 Système dynamique avec bruit d'état	28
III.4.1 Prédiction de X et P	28
III.4.2 Actualisation de X et P	29
III.5 Mise en œuvre	31
III.5.1 Calculs hors ligne	31
III.5.2 Calculs en ligne	32
III.5.3 Influence des covariances des bruits et de mesure	32
III.5.4 Détection de divergences	33
III.6 Filtre stationnaire	34
III.7 Utilisation pour le choix de capteurs	35
III.8 Filtre de Kalman étendu	36
III.9 Identification stochastique	37

CHAPITRE IV

L'estimation des paramètres de la machine asynchrone par le filtre de Kalman étendu.

Introduction	41
IV.1. Modèle du moteur pour le filtrage de Kalman.	42
IV.2 L'algorithme du EKF pour l'estimation de la vitesse rotorique	44
IV.3 Simulation de filtrage de Kalman	45
IV.4 Orientation de flux rotorique	46
IV.5 Bloc de contrôle du flux orienté	48
IV.6 Réglage classique de vitesse	49
IV.6.1 Calcul des régulateurs de vitesse	50
IV.7 Estimation des paramètres par EKF	56
IV.7.1 Modèle de deuxième ordre	56
IV.7.2 Le modèle stochastique étendu	57
IV.8 Résultats obtenus par simulation numérique.	61
Conclusion générale	64
Bibliographie	65

NOTATIONS

Liste des principaux symboles et variables :

U_f	Tension continue à l'entrée de l'onduleur.
I_s	Courant à l'entrée de l'onduleur.
L_f, C_f	Inductance et capacité du filtre.
$f = 50Hz$	Fréquence du réseau.
A, B, C	Indices correspondant au trois phases du stator
a, b, c	Indices correspondant au trois phases du rotor
S, r	Indices des grandeurs statoriques et rotoriques
α, β	Axes du référentiel fixe par rapport au stator
d, q	Axes longitudinal et transversal du repère de <i>PARK</i>
R	Résistance
l	Inductance propre
M, L	Inductances cycliques mutuelle et par phase
C_r	Couple résistant.
J	Moment d'inertie de la partie tournante.
K_f	Coefficient de frottement visqueux.
S	Opérateur de <i>LAPLACE</i>
P	Nombre de paires de pôles
Ω, ω_m	Vitesses mécanique et électrique de la machine.
ω_s	Pulsation des grandeurs statoriques.
ω_{sl}	Vitesse de glissement.
θ_m, θ_s	Angles électriques rotorique et statorique.
ϕ	Flux.
$\Omega_{ref}, \phi^*, C_{em}^*$	Vitesse mécanique, flux et couple de références.
K_p	Paramètre de l'action proportionnelle
K_i	Paramètre de l'action intégrale
T_e	Période d'échantillonnage.
k	Entier naturel.
K	Gain de Kalman.
Q, R	Matrice de covariance
W, V	Matrice d bruit de modèle d'état, matrice du bruit de la sortie de modèle.

Les autres symboles utilisés sont définis dans le texte.

Introduction générale

Grâce à l'évolution technologique récente de l'électronique de puissance, le domaine d'entraînement électrique à vitesse et position variables, a connu ces dernières années un essor considérable. En effet, les exigences de qualité accrues et les cycles de production de plus en plus courts sont à la base de l'utilisation de technique de réglage de plus en plus performantes, dans les applications industrielles [15].

Les méthodes d'estimation de la vitesse ont une importance considérable pour la recherche de la commande de la machine asynchrone. Le système considéré utilise des capteurs pour mesurer la position du rotor. Dans plusieurs des cas, il est impossible d'utiliser le capteur pour la mesure de la vitesse, puisqu'il est techniquement impossible ou trop chers. Par exemple, lorsqu'il s'agit de travailler sous la mer et pour mesurer la vitesse cela nécessite des extra câbles qui sont trop cher, donc l'élimination de ces capteurs et câbles permet de réduire le coût [2, 33].

Cependant, pour contourner ce problème il y a plusieurs propositions, la vitesse peut être calculée à partir des valeurs du courant et de la tension de la machine asynchrone, la plupart de ces propositions ont des solutions en boucle ouverte qui donnent l'estimation de la vitesse. En fait une telle solution, de type boucle ouverte, risque de fonctionner très mal, car aucune action de correction ne vient pour tenir compte de l'écart entre la valeur réelle et la valeur estimée.

Pour obtenir des bons résultats, on a besoin d'un observateur ou un filtre.

Le principe du filtrage de Kalman consiste à réinjecter cet écart (passé dans un gain K) sur l'état de modèle.

Le filtrage de Kalman étendu "EKF en anglais" est basé sur l'extension du modèle non linéaire de la machine asynchrone, en incluant la vitesse rotorique comme variable d'état. L'implantation du filtre est un problème quelque peu complexe, car il exige que le modèle soit calculé en temps réel, en outre les équations du filtre doivent être calculées, et cela signifie plusieurs multiplications des matrices et une inversion de matrice. Le filtrage de Kalman convient aux observateurs qui assurent le filtrage optimal du bruit de mesures si la covariance de ce bruit est connue [2].

Les paramètres électriques qui caractérisent le modèle de la machine asynchrone peuvent varier pendant le point du fonctionnement normal, à cause du phénomène de l'échauffement (stator et rotor), la saturation magnétique. La mauvaise connaissance et la

variation des paramètres peuvent détériorer la réalisation et la performance de la commande. Il est donc nécessaire d'estimer les paramètres en temps réel. Le caractère essentiel du filtrage de Kalman étendu du fait qu'il est capable d'estimer simultanément les variables d'état et les paramètres du système dynamique. En général, il est utile pour deux choses : la commande et le diagnostic du système [1, 3].

L'identification des paramètres de la machine asynchrone est très importante d'un point de vue performance de la prédiction, analyse de simulation et l'application de la commande [3]. Pour la performance de la prédiction et l'analyse de simulation de la machine asynchrone, les paramètres sont identifiés par des essais classiques. L'approche du filtrage de Kalman pour l'identification des paramètres permet de connaître les valeurs des paramètres de la machine asynchrone.

La commande vectorielle n'a pas cessé d'être un domaine de recherche particulièrement intéressant. Les applications industrielles se multiplient, et les efforts continuent pour assurer le découplage entre le flux et le couple surtout face à l'influence néfaste de la constante du temps rotorique qui ne peut être occultée. Ces problèmes ont conduit à l'introduction des techniques de l'automatique moderne dans la modélisation et la commande des machines asynchrones [18].

Motivé par l'importance du rôle dominant de la constante de temps rotorique, dans la commande par orientation du flux des machines asynchrones, qui tendent à s'imposer de plus en plus, du fait ces performances dynamiques élevées, ces deux dernière décennies ont connu une grande intensification des travaux de recherche, concernant les diverses méthodes d'estimation paramétrique des machines asynchrones sans cesse améliorées en se basant sur la mesure des grandeurs statoriques (tension et courant) [16].

Dans le sens de cet axe de recherche, plusieurs méthodes d'identification en ligne de la constante de temps rotorique ou de la résistance du rotor sont apparues [4 , 8 , 10 , 16]. Ainsi en général, pour une question d'efficacité de la commande, il est nécessaire de faire une poursuite des paramètres variables de la machine, dans toute la plage de fonctionnement. L'identification des paramètres est donc très importante pour garder les avantages de la commande vectorielle.

C'est précisément à cela que nous nous sommes attelés, c'est à dire l'identification paramétrique de la machine asynchrone en utilisant le filtrage de Kalman étendu.

Notre travail est réparti comme suit :

Dans un premier chapitre, nous exposons un rappel de la modélisation de machine asynchrone triphasée, par la théorie des deux axes de Park qui permet de transformer la machine asynchrone triphasée réelle en une machine asynchrone biphasée équivalente. Cela permet d'établir un modèle mathématique complet de Park mis sous forme d'équations d'état.

Le deuxième chapitre concerne la modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone, qui est composé d'un onduleur de tension, contrôlé par la technique de modulation de largeur d'impulsion (MLI), et d'un redresseur à diodes alimentant cet onduleur. Un filtre passe-bas est introduit afin de filtrer la tension redressée et de réduire les ondulations du courant d'entrée.

Le troisième chapitre est consacré aux notions théoriques concernant le filtrage de Kalman ainsi que son utilisation comme observateur d'état.

Au quatrième chapitre, nous nous intéressons à l'estimation de la vitesse et aux paramètres de la machine asynchrone par le filtrage de Kalman étendu. Pour l'estimation de la vitesse, l'extension du modèle dynamique de la machine asynchrone triphasée fait que la vitesse rotorique est incluse comme variable d'état additionnelle.

Pour l'estimation des paramètres, le filtrage de Kalman étendu est employé pour identifier plusieurs paramètres grâce aux mesures de la tension, du courant statorique et de la vitesse rotorique de la machine asynchrone. Le filtrage de Kalman étendu est un algorithme complexe. La plupart des modèles étudiés ne sont pas applicables pour l'estimation des paramètres en temps réel et le choix de T_e (pas de discrétisation) est très limité. Cependant la réduction de l'ordre du modèle de la machine asynchrone est proposé dans certain travaux [1, 7, 27]. Le modèle du deuxième ordre de la machine asynchrone possède plusieurs avantages pour l'estimation du flux rotorique et les paramètres en temps réel [1]. Ces paramètres peuvent varier à cause de la température et la saturation magnétique. Nous déterminons alors les performances de la commande vectorielle en fonction de la variation de la constante de temps rotorique. Cette variation prédictee est corrigée par l'emploi du filtrage de Kalman étendu.

Chapitre I

Modélisation de la machine asynchrone

I. Introduction

Lorsqu'on veut identifier ou commander un système, on doit systématiquement connaître le modèle décrivant le système. Les modèles décrivant les systèmes électromécaniques sont de type non linéaire car de nombreux phénomènes compliqués interviennent dans le fonctionnement comme la saturation, les courants de Foucault, l'effet pelliculaire, etc...

Cependant nous n'allons pas tenir compte de ces phénomènes car d'une part, leur formulation mathématique est difficile, et d'autre part leur incidence sur le comportement de la machine est considéré comme négligeable, ou du moins, sous certaines conditions. Ceci permet d'obtenir des équations simples qui traduisent le fonctionnement de la machine électrique.

I.1 Hypothèses simplificatrices

Afin de développer un modèle permettant une bonne description de la dynamique de la machine asynchrone, on adopte les hypothèses suivantes :

- La saturation du circuit magnétique, l'hystérésis, les courants de Foucault et l'effet de peau sont tous négligés,
- De plus on admet que les forces magnétomotrices créées par chacune des phases des deux armatures sont à répartition sinusoïdale,
- L'entrefer est d'épaisseur uniforme et l'effet d'encochage est négligé, les inductances propres sont constantes et les inductances mutuelles sont des fonctions sinusoïdales de l'angle entre les axes rotorique et statorique.

I.2. Modèle de la machine asynchrone triphasée

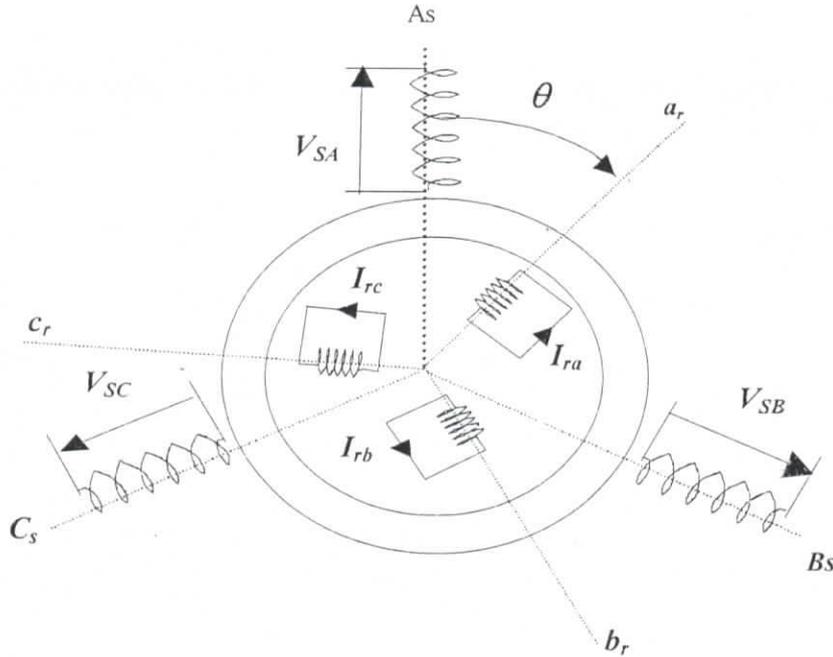


Fig.I.1 Représentation de la machine asynchrone dans l'espace électrique

I.2. a Equations électriques

Au stator, on peut écrire les équations électriques de fonctionnement sous la forme condensée suivante :

$$\left\{ V_{SA,SB,SC} = R_S i_{SA,SB,SC} + \frac{d(\phi_{SA,SB,SC})}{dt} \right. \quad (I.1)$$

Au rotor, les équations sont les mêmes que celle du stator, il suffit de remplacer l'indice S par l'indice r et l'on obtient :

$$\left\{ V_{ra,rb,rc} = R_r i_{ra,rb,rc} + \frac{d(\phi_{ra,rb,rc})}{dt} \right. \quad (I.2)$$

I.2.b Equations magnétiques

On désigne par M_{sr} la mutuelle inductance entre une phase statorique et une phase rotorique qui a pour expression [21]:

$$M_{sr} = M \cdot \cos \left[\theta + (k-1) \frac{2\Pi}{3} - (j-1) \frac{4\Pi}{3} \right]$$

Les expressions des flux totaux s'expriment par :

$$[\phi_{s,r}] = [L_{s,r}] [i_{s,r}] + [M_{s,r}] I^t [i_{s,r}] \quad (I.3)$$

où I^t est le transposé de la matrice identité d'ordre 2.

où

$$[L_{s,r}] = \begin{bmatrix} l_{s,r} & M_{s,r} & M_{s,r} \\ M_{s,r} & l_{s,r} & M_{s,r} \\ M_{s,r} & M_{s,r} & l_{s,r} \end{bmatrix}$$

I.2.c Equations mécaniques

L'équation mécanique est donnée par :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - k_f \Omega - C_r \quad (I.4)$$

le couple moteur développé est :

$$C_{em} = p [i_s]^t \cdot \frac{\partial}{\partial \theta} [M_{sr}] [i_r] \quad (I.5)$$

Remarque

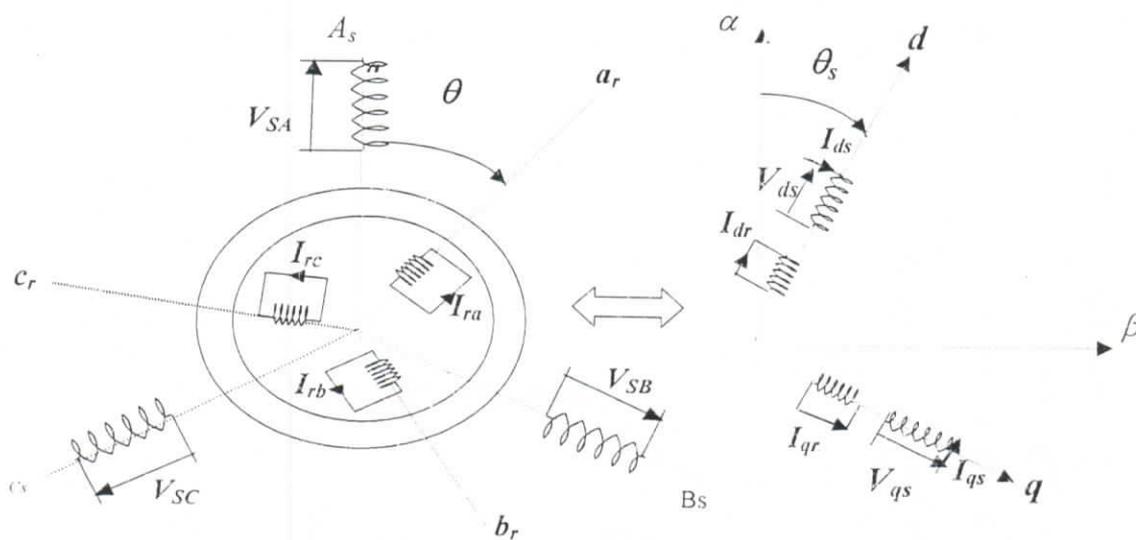
Nous obtenons par substitutions les équations suivantes

$$[V_{S,r}] = [R_{S,r}][i_{S,r}] + \frac{d[L_{S,r}]}{dt}[i_{S,r}] + \frac{d[M_{Sr}]}{dt}I' [i_{S,r}] \quad (I.6)$$

La résolution analytique dans ce repère est très difficile car le système d'équations est à coefficients variables en fonction de θ (angle de rotation électrique de la machine). L'application la transformation de Park permet la réduction du système.

I.3 Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de PARK

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.I.2).



FigI.2 Passage du système triphasé au système biphasé équivalent

Ainsi nous pouvons exprimer dans le repère de PARK l'écriture transformée suivante :

$$B_{dq} = A(\theta) \cdot B_{ref} \quad (I.7)$$

où

B_{ref} : est un vecteur de grandeurs physiques pouvant être des courants, des flux ou des tensions.

B_{dq} : est l'image de B_{ref} dans le repère de PARK.

$A(\theta)$: étant la matrice de transformation pour les courants, les flux et les tensions, définie par :

$$A(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\Pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{4\Pi}{3}\right) \\ \sin(\theta) & \sin\left(\theta - \frac{2\Pi}{3}\right) & \sin\left(\theta + \frac{2\Pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I.8)$$

La matrice de transformation inverse est donnée par l'expression suivante :

$$A^{-1}(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{2\Pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{2\Pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{4\Pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{4\Pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I.9)$$

Cette matrice permet d'exprimer les valeurs réelles des grandeurs considérées.

I.3.a Equations électriques

Dans le but d'obtenir un système d'équations différentielles à coefficients constants, nous utilisons la méthode de transformation de PARK, qui permet de transformer les enroulements statoriques et rotoriques en des enroulements orthogonaux équivalents (fig I-2). En effet, l'application de cette méthode aux équations électriques données sous la forme matricielle :

$$V_{dS,qS} = R_S i_{dS,qS} + \frac{d\phi_{dS,qS}}{dt} + \omega_S J \Phi_{dS,qS} \quad (\text{I.10})$$

$$0 = R_r i_{dr,qr} + \frac{d\phi_{dr,qr}}{dt} + \omega_r J \Phi_{dr,qr} \quad (\text{I.11})$$

$$J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

où J est la matrice de rotation de 90°

I.3.b Equations magnétiques

L'application de cette méthode donne pour les équations du flux :

$$\phi_{dS,qS} = L_S i_{dS,qS} + M i_{dr,qr} \quad (\text{I.12})$$

$$\phi_{dr,qr} = L_r i_{dr,qr} + M i_{dS,qS} \quad (\text{I.13})$$

où

$$\bar{L}_S = l_S - M_S, \quad \bar{L}_r = l_r - M_r \quad \text{et} \quad M = \frac{3}{2} M_{Sr}.$$

avec

L_S : Inductance cyclique du stator.

L_r : Inductance cyclique du rotor.

M : Inductance cyclique mutuelle entre phase statorique et phase rotorique.

I.3.c Equations mécaniques

L'expression du couple électromagnétique est donnée par :

$$C_{em} = p(\phi_{dS} i_{qS} - \phi_{qS} i_{dS}) \quad (\text{I.14})$$

qu'on peut exprimer aussi à l'aide du flux rotorique et des courants statoriques par :

$$C_{em} = \frac{pM}{L_r} (\phi_{dr} \cdot i_{qs}' - \phi_{qr} \cdot i_{ds}') \quad (\text{I.15})$$

d'autre part le couple électromagnétique est donné par :

$$C_{em} = J_m \frac{d\Omega}{dt} + k_f \Omega + C_r \quad (\text{I.16})$$

I.4 choix du référentiel

Les équations de la machine peuvent être exprimées dans différents référentiels selon la vitesse $\omega_s, \omega_r, \omega$ qu'on attribue au référentiel (d,q), c'est à dire :

$$\omega_s = \frac{d\theta_s}{dt} \quad \text{Avec } \theta_s \text{ est l'angle de transformation de Park du stator.}$$

$$\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt} \quad \text{Avec } \theta_r \text{ est l'angle de transformation de Park du rotor.}$$

$$\omega = \frac{d\theta}{dt} \quad \text{Avec } \theta \text{ est l'angle de rotation électrique de la machine.}$$

référentiel lié au stator

Il se traduit par la condition suivante :

$$\omega_s = 0 \quad \text{soit} \quad \frac{d(\theta_s)}{dt} = 0$$

référentiel lié au rotor :

Il se traduit par la condition suivante :

$$\omega_r = 0 \quad \text{soit} \quad \frac{d(\theta_r)}{dt} = 0$$

référentiel lié au champ tournant

il se traduit par les conditions suivantes :

$$\theta_s = \theta + \theta_r$$

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s$$

Dans ce cas, les grandeurs statiques sont continues en régime permanent. Il est donc préférable de travailler dans ce repère lors d'une étude de la machine asynchrone en vue de sa commande.

Le modèle de la machine asynchrone exprimé dans un référentiel lié au champ tournant est exprimé par les équations différentielles (I-10) et (I-16).

1.5 Système mis sous la forme d'état

Le système peut être décrit par différentes variables d'état, qu'on peut choisir parmi les cinq numérotés comme suit :

- 1 - $(\phi_{dS}, \phi_{qS}, i_{dS}, i_{qS}, \omega_m)^t$
- 2 - $(\phi_{dS}, \phi_{qS}, \phi_{dr}, \phi_{qr}, \omega_m)^t$
- 3 - $(\phi_{dr}, \phi_{qr}, i_{dr}, i_{qr}, \omega_m)^t$
- 4 - $(\phi_{dr}, \phi_{qr}, i_{dS}, i_{qS}, \omega_m)^t$
- 5 - $(i_{dS}, i_{qS}, i_{dr}, i_{qr}, \omega_m)^t$

Pour plus d'accessibilité aux mesures, on choisit le vecteur d'état (4). Il permet d'avoir des courants statoriques en sortie, et contient le flux rotorique qu'on peut observer. En remplaçant les courants rotoriques de l'équation (I-12) par leurs valeurs respectives déduites de (I-13) nous obtenons :

$$\phi_{dr,qr} = \frac{L_r}{M} (\phi_{dS,qS} - \sigma.L_S.i_{dS,qS}) \quad (I.17)$$

les équations différentielles des courants dans le repère de PARK sont déduites de (I-14) ce qui donne :

$$\frac{di_{dS,qS}}{dt} = \frac{1}{\sigma.L_S} \frac{d\phi_{dS,qS}}{dt} - \frac{M}{\sigma.L_S.L_r} \frac{d\phi_{dr,qr}}{dt} \quad (I.18)$$

Finalement et après arrangement, on aboutit au modèle dynamique du flux rotorique et courants statoriques. Ce modèle se traduit dans l'espace d'état par cinq équations d'état exprimées sous la forme condensée suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d}{dt} \phi_{dr,qr} = \frac{R_r M}{L_r} i_{dS,qS} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{dr,qr} + (\omega_s - \omega_m) J^t \phi_{dr,qr} \\ \frac{d}{dt} i_{dS,qS} = \frac{1}{\sigma.L_S} \left\{ - \left(R_S + \left(\frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{dS,qS} - \sigma.L_S.\omega_s J.i_{dS,qS} - \frac{M}{L_r} \omega_m J \phi_{dr,qr} + \frac{MR_r}{L_r^2} \phi_{dr,qr} \right\} + V_{dS,qS} \\ \frac{d}{dt} \omega_m = \frac{p^2 M}{J_m L_r} (\phi_{dr} . i_{qS} - \phi_{qr} . i_{dS}) - \frac{k_f}{J_m} \omega_m - \frac{p}{J_m} C_r \end{array} \right. \quad (I.19)$$

avec :

$$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_r L_S} \quad : \text{Coefficient de dispersion de Blondel.}$$

$$T_r = \frac{L_r}{R_r} \quad : \text{Constante de temps rotorique.}$$

$$T_s = \frac{L_S}{R_S} \quad : \text{Constante de temps statorique.}$$

J, J_m : Matrice de rotation de 90° et moment d'inertie de la machine respectivement.

1.6 Simulation numérique et interprétation

Lors du démarrage à vide, on remarque l'importance des courants statoriques qui peuvent être néfastes à la machine par échauffement en cas de répétitions excessives. Pendant le régime transitoire, le couple est fortement pulsatoire, ce qui explique le bruit engendré par la partie mécanique.

La machine asynchrone est caractérisée par un démarrage rapide. Le flux rotorique atteint la valeur de 1.8 Wb. le courant I_{ds} se stabilise à 3A. La vitesse est légèrement différente de la vitesse de synchronisme

En appliquant une charge nominale ($C_r=10$ Nm) après un démarrage à vide, on remarque une légère diminution de la vitesse de rotation et que le couple électromagnétique augmente afin de compenser le couple de charge et les pertes par frottements.

De même pour les flux rotoriques, on constate une diminution de ϕ_r à l'instant de l'application de la charge et une augmentation du couple à cette même instant, chose qui explique le couplage naturel existant entre le flux est le couple

Nous avons utilisé les outils du logiciel Matlab 5.3 pour la simulation des performances dynamiques de la machine asynchrone.

Résultats de simulation

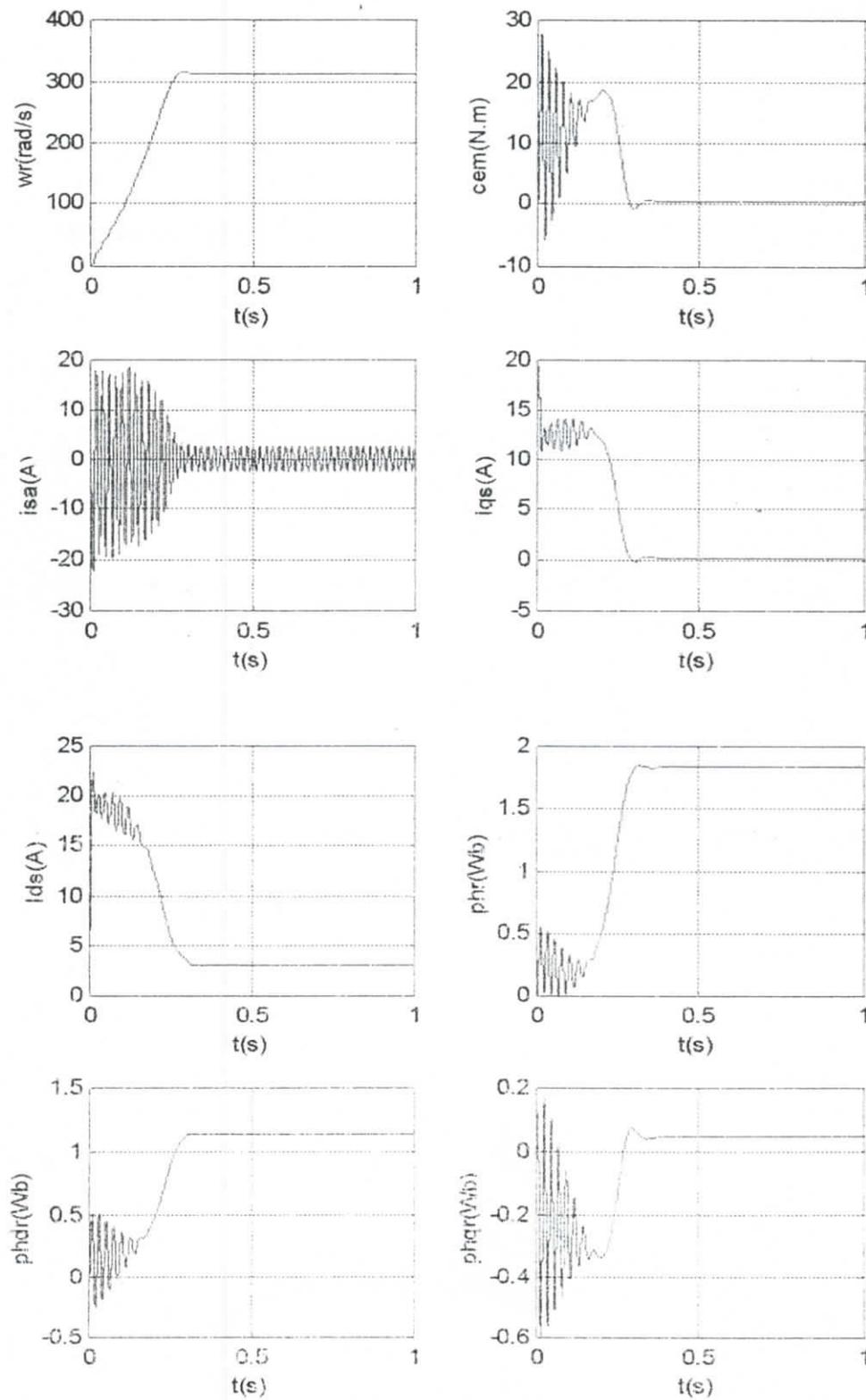


Fig I.3 : Démarrage de la MAS triphasée à vide

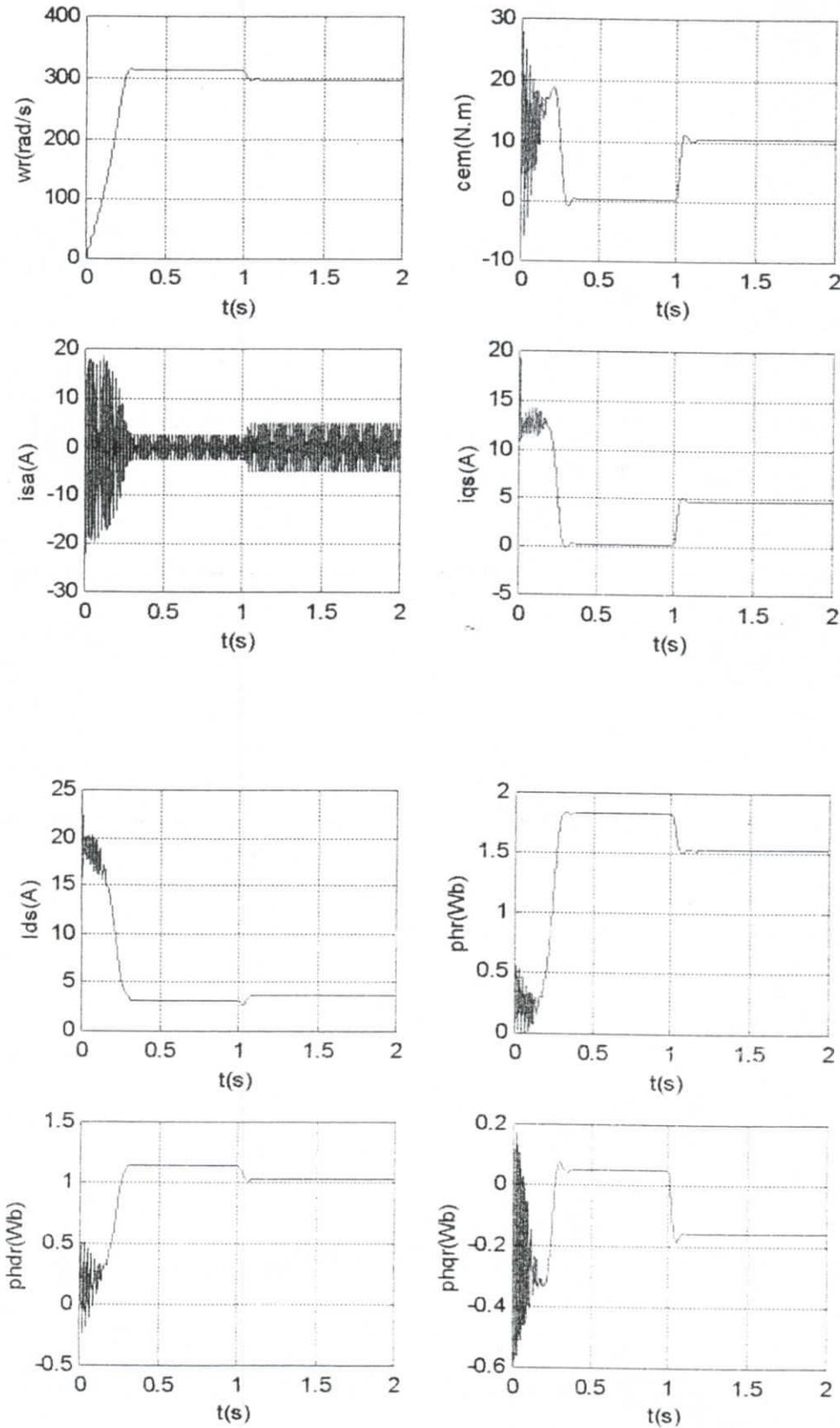


Fig I.4 : Démarrage de la MAS à vide et application d'une charge nominale

Chapitre II

Modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone

II. Modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone

Nous présentons la modélisation de l'étage d'alimentation de la machine asynchrone qui est composé d'un onduleur de tension, contrôlé par la technique de modulation de largeur d'impulsion (MLI), et d'un redresseur à diodes alimentant cet onduleur. Un filtre passe-bas a été introduit afin de filtrer la tension redressée et de réduire les ondulations du courant d'entrée (Figure-II-1-).

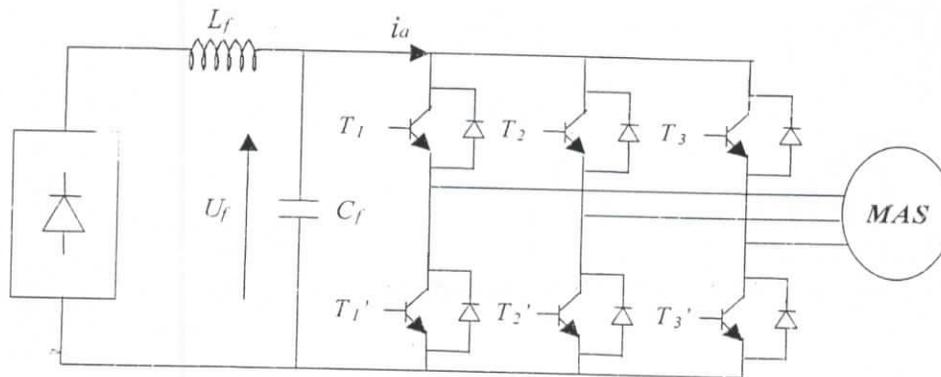


Figure-II-1- : Association redresseur - filtre - onduleur de tension - machine asynchrone.

La MLI est une méthode qui présente deux avantages importants :

- Elle repousse vers les fréquences plus élevées les harmoniques de la tension de sortie, ce qui facilite le filtrage.
- Elle permet de faire varier la valeur du fondamental de la tension de sortie.

Afin de générer une source de tension la plus sinusoïdale possible, différentes stratégies (MLI) ont été proposés.

Parmi ces stratégies de commande on peut citer:

- La commande par hystérésis en courant.
- La commande triangulo-sinusoïdale à échantillonnage naturel à une seule porteuse.
- La commande triangulo-sinusoïdale à échantillonnage naturel à deux porteuses

II.1 Modélisation du redresseur

Le redresseur peut être schématisé par la figure (Figure-II-2-).

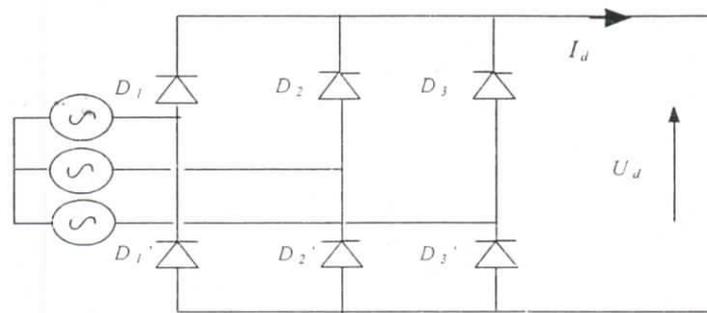


Fig II.2 Redresseur à diodes.

$$\begin{cases} D_i \text{ conduit si } V_i = \max(V_j); j=1,2,3; i=1,2,3 \\ D_i' \text{ conduit si } V_i = \min(V_j); j=1,2,3; i=1,2,3 \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Pendant chaque séquence de conduction la tension de sortie du redresseur U_d est :

$$U_d = V_i - V_k \quad (\text{II.2})$$

avec :

$$V_i = \max(V_1, \max(V_2, V_3)) \quad (\text{II.3})$$

$$V_k = \min(V_1, \min(V_2, V_3)) \quad (\text{II.4})$$

Par conséquent

$$U_d = \max(V_j) - \min(V_j); \quad j = 1,2,3 \quad (\text{II.5})$$

II.2 Modélisation du filtre

Le filtre (LC) est schématisé par la figure suivante (FigII.3):

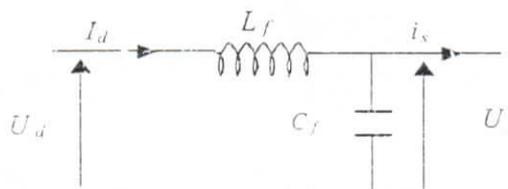


Fig II.3 Filtre (LC)

Ce filtre est modélisé par les équations suivantes :

$$\begin{cases} U_d = L_f \frac{dI_d}{dt} + U_f \\ \frac{dU_f}{dt} = \frac{1}{C_f} (I_d - i_s) \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

La fonction de transfert du filtre est donnée par la relation suivante :

$$F = \frac{U_f}{U_d} = \frac{1}{1 + (\sqrt{L_f C_f} s)^2} \quad (\text{II.7})$$

C'est un filtre passe bas du deuxième ordre avec une fréquence de coupure égale à :

$$f_c = \frac{1}{\sqrt{L_f C_f}} \quad (\text{II.8})$$

Les valeurs de l'inductance et de la capacité, peuvent être obtenues en posant la condition simple qui consiste à éliminer les harmoniques d'ordre supérieur à deux, ceci étant vérifié par le fait qu'ils ont une fréquence égale ou supérieure à deux fois celle du fondamental, ce qui conduit à la condition suivante [34]:

$$f_c < 2f \quad \text{donc} \quad L_f C_f > 2.77 \cdot 10^{-6}$$

nous choisissons $L_f C_f = 25 \cdot 10^{-6}$ et nous optons pour les valeurs suivantes :

$$L_f = 100 \text{ mH}; \quad C_f = 250 \mu\text{F}$$

II.3 : Modélisation de l'onduleur de tension

L'onduleur utilisé est un onduleur à trois bras, dont chaque bras est constitué par deux interrupteurs bidirectionnels. Un interrupteur est composé par un transistor T_i et d'une diode D_i . La commande des transistors est complémentaire, d'où nous pouvons remplacer chaque bras de l'onduleur par un interrupteur à deux positions (K_i) comme indiqué sur la figure (Figure-II-4).

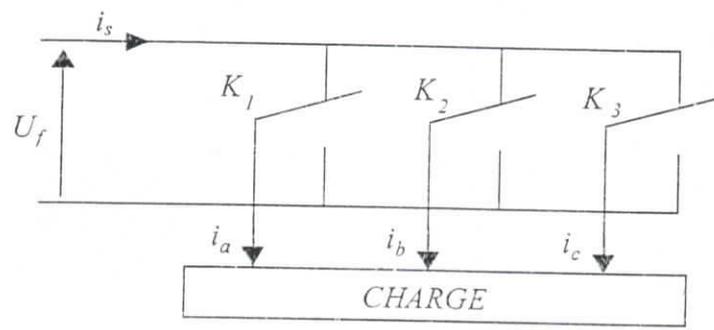


Figure-II-4 : Représentation des transistors par des interrupteurs

On définit les fonctions logiques de connexion par ($i = 1, 2, 3$) :

$$F_i = \begin{cases} 0 & \text{si } T_i \text{ est fermé et } T_i' \text{ est ouvert} \\ 1 & \text{si } T_i \text{ est ouvert et } T_i' \text{ est fermé} \end{cases} \quad (\text{II-9})$$

Les tensions de sortie de l'onduleur sont données par :

$$\begin{cases} V_{ab} = U_f(F_1 - F_2) \\ V_{bc} = U_f(F_2 - F_3) \\ V_{ca} = U_f(F_3 - F_1) \end{cases} \quad (\text{II-10})$$

Par conséquent, les tensions simples sont exprimées de la manière suivante :

$$\begin{cases} V_a = \frac{U_f}{3}(2F_1 - F_2 - F_3) \\ V_b = \frac{U_f}{3}(-F_1 + 2F_2 - F_3) \\ V_c = \frac{U_f}{3}(-F_1 - F_2 + 2F_3) \end{cases} \quad (\text{II-11})$$

Le courant i_s à l'entrée de l'onduleur sera donné par la relation suivante

$$i_s = F_1 i_a + F_2 i_b + F_3 i_c \quad (\text{II-12})$$

II. 4. Stratégie de commande par hystérésis en courant

La commande par hystérésis consiste à comparer le courant de référence I_{ref} au courant Réel et à partir de l'écart entre ces deux courants, on déduit la commande des interrupteurs de l'onduleur.

La figure (II-5) explique le principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant.

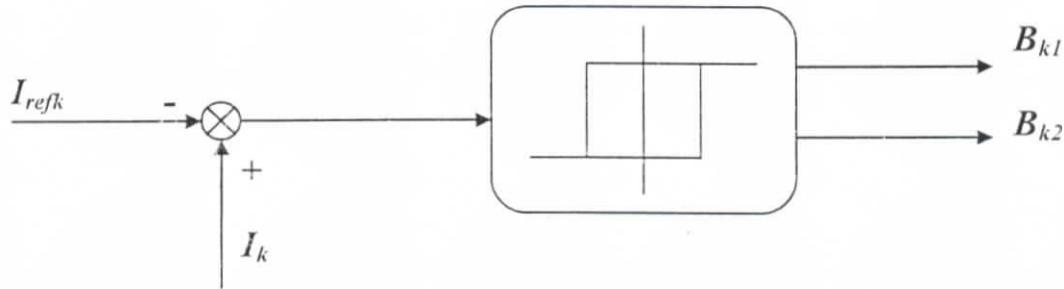


Fig II.5 Principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant

Les performances de cette stratégie sont fortement liées à la largeur de la bande d'hystérésis Δi qui impose l'ondulation du courant.

On constate que le contrôle des courants par hystérésis est caractérisé par une fréquence de modulation variable. Cette variation sera d'autant plus élevée que la valeur d'hystérésis sera faible.

Le choix de la valeur minimale d'hystérésis sera lié aux possibilités de commutation des interrupteurs de l'onduleur : durée de commutation au blocage et à l'amorçage.

Cette stratégie de commande permet une réaction rapide à des variations de la consigne ou de paramètre de la partie de puissance.

Les courants de référence pour l'onduleur triphasé alimentant la charge triphasée sont donnés par le système sont donnés (II-13) suivant.

$$\begin{cases} I_{ref1} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi) \\ I_{ref2} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 2\pi/3) \\ I_{ref3} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 4\pi/3) \end{cases} \quad (\text{II.13})$$

L'algorithme de la commande par hystérésis en courant se résume pour un bras k de l'onduleur triphasé par le système (II-14).

Soit ε_k est l'écart entre le courant de référence et le courant réel défini par $\varepsilon_k = I_k - I_{refk}$.

$$\begin{cases} \text{Si } (\varepsilon_k \geq \Delta i) \Rightarrow B_{kl} = 0 ; \\ \text{Si } (\varepsilon_k \leq -\Delta i) \Rightarrow B_{kl} = 1 ; \\ \text{Si non, la commande des semi-conducteurs reste inchangée.} \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

Conclusion

Nous avons étudié dans ce chapitre la modélisation de l'alimentation qui est constituée d'un redresseur connecté au réseau, un filtre qui permet de réduire les ondulations du courant, de la tension, et d'un onduleur de tension type modulation de largeur d'impulsion (MLI).

La stratégie de commande par hystérésis en courant est généralement utilisée dans le cas où on veut réaliser une commande de la charge en courant.

Introduction

De façon générale les filtres adaptatifs sont des systèmes appliqués sur des données bruitées pour obtenir une information utile à un certain instant t , ces systèmes étant mis en œuvre dans trois configurations [20]:

- Le filtrage c'est à dire l'extraction de cette information au temps t à partir des données bruitées.
- Le lissage qui utilisera aussi les données postérieures au temps t .
- La prédiction qui ne se sert que des données jusqu'au temps $t-\tau$ pour déduire l'information qui nous intéresse au temps t .

Pour les situations dans lesquelles le signal ou le bruit sont non stationnaires, le filtre optimal doit être variable dans le temps. La solution à ce problème est fournie par le filtrage de Kalman.

Par rapport au filtrage classique le filtrage de Kalman comporte une mise à jour récursive des paramètres (coefficients) du filtre.

L'algorithme part des conditions initiales prédéterminées et modifie de façon récursive les coefficients du filtre pour s'adapter au processus. Si celui-ci est stationnaire l'algorithme doit converger vers la solution optimale, sinon il présentera une capacité à suivre des variations des grandeurs statistiques du processus si celles-ci sont suffisamment lentes.

III. Choix de l'algorithme

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

- La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger « assez près » de la solution optimale dans le cas stationnaire.
- La mesure de cette « proximité » entre cette solution optimale et la solution obtenue.
- La capacité de poursuite (tracking) des variations (non stationnarités) du processus.

Remarque :

La théorie de filtre de Kalman a été développée pour des signaux à temps continu et à temps discret mais nous considérerons par la suite uniquement le cas discret où les signaux sont échantillonnés.

La disponibilité sans cesse accrue des moyens de calcul numérique tend à remettre en cause la suprématie des modèles à temps continu. En effet la simulation numérique des modèles à temps discret est plus simple et plus rapide (même si leur utilisation conduit à une perte d'information sur le système à temps continu). C'est pourquoi ils sont bien adaptés à la commande de processus en temps réel. De façon parallèle au cas continu, on peut utiliser un modèle par équation d'état à temps discret. Enfin leurs paramètres n'ont généralement pas de sens physique clair. En particulier la valeur des paramètres d'un modèle obtenu par discrétisation d'un modèle à temps continu dépend du pas de discrétisation choisi.

Le tableau (III-1) résume les propriétés de ces deux types de modèles.

	Temps continu	Temps discret
Paramètres	Indépendants des instants de mesure	Fonction du pas de discrétisation
Simulation sur ordinateur	Délicate	Aisée
Information a priori	Utilisable	Inutilisable
Instant des mesures	quelconques	Imposés

Tableau III-1 : Modèle à temps continu et à temps discret

III-1 Filtrage de Kalman

Considérons un processus décrit par le modèle d'état discret suivant :

$$\begin{aligned} X(t+1) &= A^* X(t) + B^* U(t) \\ Y(t) &= C^* X(t), \end{aligned} \quad (\text{III-1.a})$$

dont on souhaite reconstituer l'état X à partir de la connaissance de son comportement entrée-sortie. Si l'on suppose A^* , B^* , et C^* connus, la première idée qui vient à l'esprit consiste à construire un modèle mathématique du processus à état accessible et piloté par U (Figure III.1).

Si ce modèle était exact et stable, on pourrait ainsi reconstituer avec précision l'état du système après une période transitoire où l'effet de conditions initiales erronées pourrait se faire sentir. En fait une telle solution, de type boucle ouverte, risque de fonctionner très mal, car aucune action de correction ne vient tenir compte de l'écart $y - y_m$, or le modèle utilisé n'est pas parfait. L'idée des observateurs de Kalman-luenberger consiste donc à réinjecter cet écart (passé dans un gain K) sur l'état du modèle (Figure-2-) [20, 15].

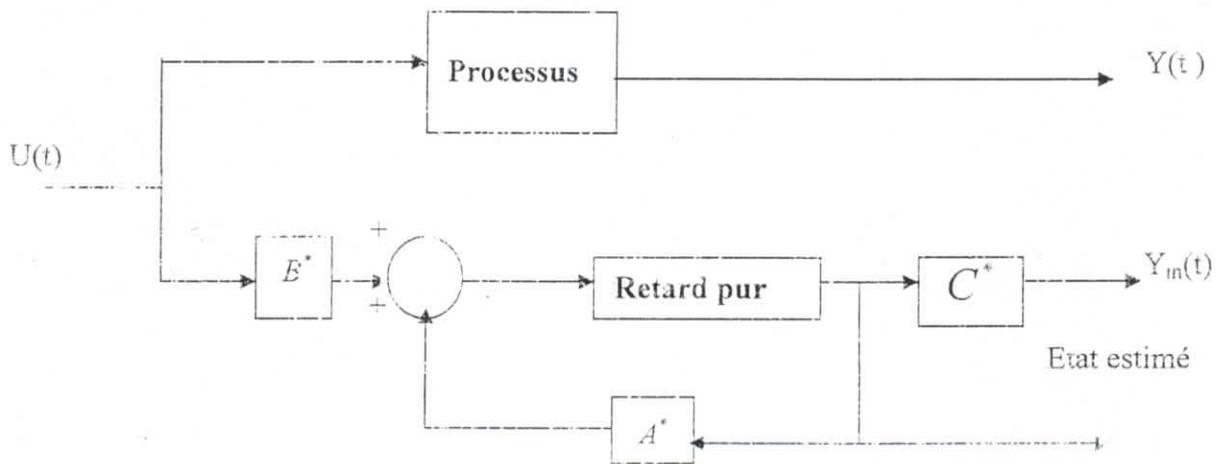
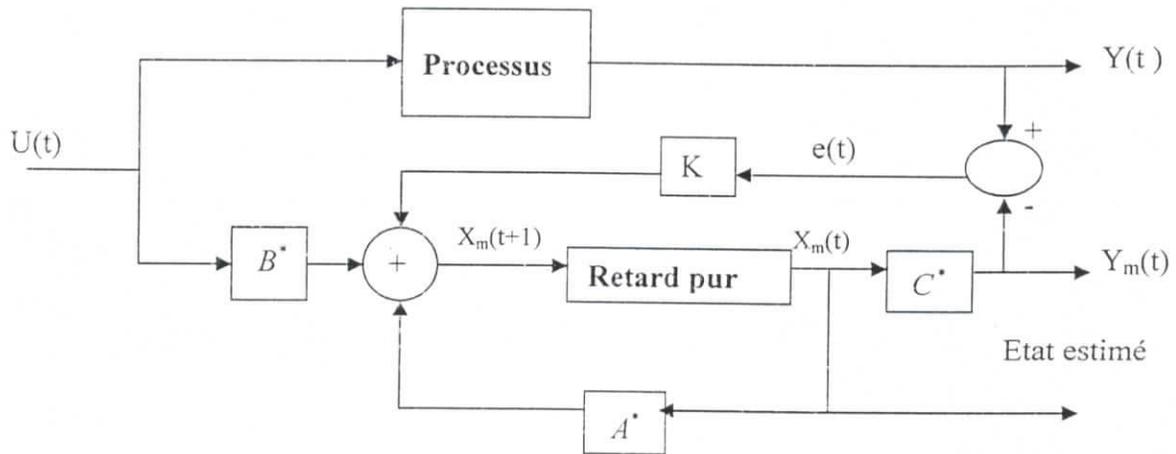


Figure (III-1) : Observateur en boucle ouvert

Le modèle d'état discret à estimer est donné comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{X}(t+1) &= A^* \hat{X}(t) + B^* U(t) \\ \hat{Y}(t) &= C^* \hat{X}(t), \end{aligned} \quad (\text{III-1.b})$$



Figure(III-2) : Observateur de Kalman-Luenberger

Le choix de K permet de régler la dynamique de l'observateur, c'est-à-dire la vitesse avec laquelle l'état de celui-ci va rallier l'état du processus si le modèle est correct et en l'absence du bruit.

Le filtre de Kalman obéit à un schéma analogue, mais prend en compte de façon explicite les bruits agissant sur le processus à observer. Il s'étend sans difficulté au cas non stationnaire, de sorte que nous supposons le système décrit par le modèle d'état suivant :

$$\begin{aligned} X_{t+1} &= A_t X_t + B_t U_t + V_t, \\ Y_t &= C_t X_t + W_t. \end{aligned} \quad (\text{III-2})$$

Le but est donc d'estimer l'état présent X_t de ce système à partir des informations disponibles, c'est-à-dire de la connaissance des valeurs passées de l'entrée U et de la sortie Y . Les matrices A_t , B_t et C_t sont supposées connues pour tout t . Le vecteur V_t est un bruit d'état, qui correspond à la partie non déterministe de la commande (erreurs de modélisation, perturbation externes). Le vecteur W_t est un bruit de mesure qui traduit les imperfections des capteurs. Ces deux bruits sont supposés centrés ($E\{V_t\}=0$ et $E\{W_t\}=0$) et correspondant à des suites de variables aléatoires indépendantes telles que

$$(E\{V_t W_k^T\}=0, E\{V_t V_k^T\}=V_t \delta_{tk}, E\{V_t W_k^T\}=W_t \delta_{tk}, \quad (\text{III-3})$$

où V_t et W_t sont des matrices symétriques définies positives connues et où δ_{tk} vaut 1 si $t=k$ et 0 autrement. Plus ces matrices sont grandes, plus la sortie du système a un comportement erratique. V_t attribue ce phénomène à des perturbations sur l'état tandis que W_t l'attribue à des perturbations sur les mesures. L'état initial X_0 du système est aléatoire, de moyenne m_0 et de covariance P_0 connue. De plus X_0 est supposé indépendant de V .

Ce paragraphe a pour but de montrer comment la méthode des moindres carrés permet d'obtenir très simplement les équations du filtrage de Kalman. Ceci passe par trois étapes [20]:

- L'extension des équations des moindres carrés récursifs au cas d'une sortie vectorielle,
- L'étude d'un système statique sans bruit d'état,
- L'étude d'un système dynamique en présence de bruit d'état.

III-2 Moindre carrés récursifs

Considérons un système sur lequel à l'instant $t+1$ on mesure n_y sortie scalaires formant le vecteur y_{t+1} . Associons à ce système un modèle de structure LP décrit par

$$Y_m(t+1, p) = R_t^T p, \quad (\text{III-4})$$

où le régresseur R_t est maintenant une matrices $n_p \cdot n_y$. l'estimateur \hat{p}_{mc} minimise le critère des moindres carrés pondérés.

$$j_{mc}(p) = \sum_{i=1}^{n_t} (y_i - R_{i-1}^T p)^T Q_i (y_i - R_{i-1}^T p) \quad (\text{III-5})$$

où Q_i est une matrice de pondération symétrique, supposée définie positive. Il peut être calculé de façon récursive par l'algorithme suivant, très proche de celui établi dans le cas scalaire

$$\begin{aligned} K_{t+1} &= P_t R_t [Q_{t+1}^{-1} + R_t^T P_t R_t]^{-1} \\ P_{t+1} &= P_t - K_{t+1} R_t^T P_t \\ y_m(t+1, \hat{p}_{mc}(t)) &= R_t^T \hat{p}_{mc}(t), \\ \hat{p}_{mc}(t+1) &= \hat{p}_{mc}(t) + K_{t+1} [y_{t+1} - y_m(t+1, \hat{p}_{mc}(t))] \end{aligned} \quad (\text{III-6})$$

Même quand Q_{t+1}^{-1} est disponible a priori, chaque itération demande donc l'inversion d'une matrice $n_y \times n_y$. P_t peut être interprétée comme la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $E\left\{(p - \hat{p}_{mc}(t))(p - \hat{p}_{mc}(t))^T\right\}$, à condition que Q_t soit l'inverse de la covariance du bruit de mesure sur y_t .

III-3 Système statique sans bruit d'état

Pour un système statique sans perturbation sur l'état, les équations d'état et d'observation sont :

$$\begin{aligned} \hat{X}_{t+1} &= X_t, \\ Y_t &= C_t X_t + W_t. \end{aligned} \quad (\text{III-7})$$

Compte tenu des hypothèses faites sur W , il semble naturel d'estimer l'état X en minimisant un critère quadratique sur l'erreur de sortie pondéré par l'inverse de la variance du bruit de mesure.

L'application directe de l'algorithme des moindres carrés avec

$\hat{p}_{mc}(t) = \hat{X}_t, Q_t = W_t^{-1} e t R_t^T = C_{t+1}$ se traduit par

$$\begin{aligned} K_{t+1} &= P_t C_{t+1}^T [W_{t+1} + C_{t+1} P_t C_{t+1}^T]^{-1} \\ P_{t+1} &= P_t - K_{t+1} C_{t+1} P_t \\ y_m(t+1, \hat{X}_t) &= C_{t+1} \hat{X}_t, \\ \hat{X}_{t+1} &= \hat{X}_t + K_{t+1} [y_{t+1} - y_m(t+1, \hat{X}_t)]. \end{aligned} \quad (\text{III-8})$$

Ces équations sont celles du filtre de Kalman. P_t est la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $E\left\{(X_t - \hat{X}_t)(X_t - \hat{X}_t)^T\right\}$

III-4 Système dynamique avec bruit d'état

Considérons maintenant le système initial, avec bruit d'état. son caractère dynamique se traduit par une évolution de l'état entre les instants de mesure, et le bruit d'état V induit une incertitude sur cette évolution. Ceci nous conduit à distinguer [20]:

- Les prédictions des valeurs de \hat{X} et P à l'instant $t+1$ compte tenu des informations disponibles à l'instant t , notées respectivement $\hat{X}_{t+1|t}$ et $P_{t+1|t}$ et appelées valeurs à priori.
- Les valeurs de \hat{X} et P à l'instant $t+1$ actualisées en tenant compte des informations qui arrivent à l'instant $t+1$, notées respectivement $\hat{X}_{t+1|t+1}$ et $P_{t+1|t+1}$ et appelées valeurs a posteriori.

III-4-1 Prédiction de \hat{X} et P

Le bruit d'état V appartient à une suite de variables aléatoires indépendantes. les observations passées n'apportent donc aucune information sur sa valeur présente. En remplaçant V_t par sa valeur moyenne (nulle), on obtient le prédicteur

$$\hat{X}_{t+1|t} = A_t \hat{X}_{t|t} + B_t U_t. \quad (\text{III-9})$$

Cette prédiction correspond à l'évolution qu'aurait l'état du système en l'absence de bruit si la condition initiale était $\hat{X}_{t|t}$. l'erreur de prédiction est alors

$$X_{t+1} - \hat{X}_{t+1|t} = A_t (X_t - \hat{X}_{t|t}) + V_t \quad (\text{III-10})$$

si la prédiction est non biaisée (c.a.d si $E\{X_{t+1} - \hat{X}_{t+1|t}\} = 0$, ce qui sera vrai si

$E\{X_t - \hat{X}_{t|t}\} = 0$), l'erreur de prédiction a pour covariance

$$\begin{aligned}
 P_{t+1/t} &= E\left\{(X_{t+1} - \hat{X}_{t+1/t})(X_{t+1} - \hat{X}_{t+1/t})^T\right\} \\
 &= E\left\{A_t(X_t - \hat{X}_{t/t})(X_t - \hat{X}_{t/t})^T A_t^T\right\} + E\{V_t V_t^T\} \\
 &= A_t P_{t/t} A_t^T + V_t.
 \end{aligned} \tag{III-11}$$

Les termes croisés sont nuls car V_t est indépendant de $X_t - \hat{X}_{t/t}$.

III-4-2 Actualisation de \hat{X} et P

Au cours de cette phase, on améliore la connaissance de X_{t+1} et P_{t+1} en remplaçant $\hat{X}_{t+1/t}$ par $\hat{X}_{t+1/t+1}$ et $P_{t+1/t}$ par $P_{t+1/t+1}$ pour tenir compte du résultat des mesures à l'instant $t+1$. Ceci correspond à un pas d'un problème statique, puisque X_{t+1} ne change pas de valeurs au cours de l'actualisation de son estimée.

Cette actualisation s'effectue donc avec les équations du paragraphe précédent, en distinguant cependant les valeurs de \hat{X}_{t+1} et P_{t+1} à priori et à posteriori, ce qui revient à effectuer les transformations suivantes :

$$\begin{aligned}
 \hat{X}_{t+1} &\rightarrow \hat{X}_{t+1/t+1} \\
 \hat{X}_t &\rightarrow \hat{X}_{t+1/t} \\
 P_{t+1} &\rightarrow P_{t+1/t+1} \\
 P_t &\rightarrow P_{t+1/t}.
 \end{aligned} \tag{III-12}$$

Détaillons les calculs à effectuer pour obtenir $\hat{X}_{t+1/t+1}$ et $P_{t+1/t+1}$ à partir de $\hat{X}_{t/t}$ et $P_{t/t}$, ce qui correspond à une itération complète.

- prédiction de l'état et de la covariance

$$\begin{aligned}
 \hat{X}_{t+1/t} &= A_t \hat{X}_{t/t} + B_t U_t \\
 P_{t+1/t} &= A_t P_{t/t} A_t^T + V_t.
 \end{aligned} \tag{III-13}$$

- Calcul du gain du filtre

$$K_{t+1} = P_{t+1/t} C_{t+1}^T [W_{t+1} + C_{t+1} P_{t+1/t} C_{t+1}^T]^{-1}. \quad (\text{III-14})$$

- Actualisation de l'estimée de l'état

$$\hat{X}_{t+1/t+1} = \hat{X}_{t+1/t} + K_{t+1} [Y_{t+1} - C_{t+1} \hat{X}_{t+1/t}] \quad (\text{III-15})$$

- Actualisation de l'estimée de la covariance

$$P_{t+1/t+1} = P_{t+1/t} - K_{t+1} C_{t+1} P_{t+1/t}. \quad (\text{III-16})$$

comme dans la méthode des moindres carrés, on constate

$$P_{t+1/t+1} \leq P_{t+1/t}. \quad (\text{III-17})$$

l'information apportée par Y_{t+1} ne peut donc diminuer l'incertitude sur l'état.

Remarque

- Le filtre qui vient d'être écrit calcule $\hat{X}_{t+1/t+1}$ à partir de $\hat{X}_{t+1/t}$. C'est pourquoi il est dit filtre estimateur. On peut le transformer en un filtre prédicteur, calculant $\hat{x}_{t+1/t}$ à partir de $\hat{x}_{t/t}$. En effet,

$$\begin{aligned} \hat{X}_{t+1/t} &= A_t \hat{X}_{t/t} + B_t U_t \\ \hat{X}_{t/t} &= \hat{X}_{t/t-1} + K_t [Y_t - C_t \hat{X}_{t/t-1}] \end{aligned} \quad (\text{III-18})$$

de sorte que

$$\hat{X}_{t+1/t} = A_t \hat{X}_{t/t-1} + B_t U_t + \tilde{K}_t [Y_t - C_t \hat{X}_{t/t-1}] \quad (\text{III-19})$$

avec $\tilde{K}_t = A_t K_t$.

- le cas particulier du système statique avec bruit d'état ($A_t=I$, $B_t=0$) fournit une autre méthode pour la poursuite de paramètre variable. L'état joue un rôle des paramètres, et le bruit d'état est supposé responsable de leurs fluctuations. Cette approche présente un intérêt particulier quand on dispose d'informations sur les variations possibles de chacun des paramètres.

III-5 Mise en œuvre

Un grand intérêt de filtre Kalman est son caractère récursif, qui rend sa mise en œuvre en ligne particulièrement aisée. Pour alléger le volume des calculs en temps réel, on peut préparer l'utilisation du filtre en effectuant hors ligne tous les calculs qui ne dépendent pas du résultat des mesures. Remarquons au passage que le calcul de K_{t+1} suppose l'inversibilité de $[W_{t+1} + C_{t+1}P_{t+1|t}C_{t+1}^T]$, qui sera assurée si W_{t+1} est inversible. C'est paradoxalement en l'absence de bruit de mesure que des difficultés apparaissent nécessitant un traitement particulier.

III-5-1 Calculs hors ligne

Initialisation

Si l'on connaît l'espérance m_0 et la covariance X_0 de l'état initial X_0 , on choisira $X_{0/0} = m_0$ et $P_{0/0} = X_0$. En l'absence d'information sur l'état initial, on pourra choisir, par analogie avec le cas des moindres carrés récursifs, $x_{0/0} = 0$ et $P_{0/0} = cI$, avec $c > 0$ grand pour exprimer notre manque de confiance en l'estimée initiale.

Itération

Les suites des gains à appliquer au filtre et tous les matrices de covariance de l'erreur sur l'estimation de l'état (à priori et à posteriori) peuvent être calculées hors ligne. On peut ainsi savoir, avant toute mesure, quelle confiance accorder aux estimées obtenues (si les conditions du filtre de Kalman soient satisfaites). C'est à la fois un avantage et un inconvénient.

- Un avantage car les calculs en ligne vont se trouver très réduits.

- Un inconvénient car le filtre fonctionne en quelque sorte en boucle ouverte. Si les informations qui ont servi à le calculer (équations du modèle, caractéristiques des bruits) sont trop imprécises, il peut y avoir divergence, l'écart entre les sorties prédites et celles observées se creusant d'une façon aberrante.

III-5-2 Calcul en ligne

Si l'on a stocké en mémoire la suite des gains K_t à utiliser, les calculs en ligne se résument à la prédiction $\hat{X}_{t+1/t}$ de l'état puis à l'actualisation de l'estimée en $\hat{X}_{t+1/t+1}$.

III-5-3 Influence des covariances des bruits d'état et de mesure

La forme de calcul de K_{t+1} implique

$$K_{t+1} [W_{t+1} + C_{t+1} P_{t+1/t} C_{t+1}^T] = P_{t+1/t} C_{t+1}^T \quad (\text{III-20})$$

En multipliant à droite par W_{t+1}^{-1} , on obtient

$$\begin{aligned} K_{t+1} [I + C_{t+1} P_{t+1/t} C_{t+1}^T W_{t+1}^{-1}] &= P_{t+1/t} C_{t+1}^T W_{t+1}^{-1}, \\ \text{soit} \\ K_{t+1} &= [P_{t+1/t} - K_{t+1} C_{t+1} P_{t+1/t}] C_{t+1}^T W_{t+1}^{-1}. \end{aligned} \quad (\text{III-21})$$

Compte tenu de l'expression de $P_{t+1/t+1}$, il vient donc

$$K_{t+1} = P_{t+1/t+1} C_{t+1}^T W_{t+1}^{-1}. \quad (\text{III-22})$$

A W_{t+1} donné, le gain du filtre sera donc d'autant plus élevé que $P_{t+1/t+1}$ sera grand. Or $P_{t+1/t+1}$ sera d'autant plus grand que $P_{0/0}$ sera grand (mais cet effet initial disparaît rapidement) et surtout que le bruit d'état sera grand (c.a.d que V_t sera grand).

Plus le gain du filtre sera grand et plus celui-ci aura un comportement nerveux, c'est-à-dire plus il modifiera brutalement l'estimée de l'état pour tenir compte de la nouvelle mesure. Ce comportement traduit une mauvaise confiance dans l'estimée de l'état actuelle.

Inversement, à $P_{t+1/t+1}$ donné, plus la covariance du bruit de mesure W_{t+1} sera grande plus le gain sera petit et moins on tiendra compte de la nouvelle mesure pour corriger l'estimée de l'état. On obtiendra alors un filtre au comportement mou, qui traduit une mauvaise confiance dans le résultat de la nouvelle mesure [20].

III-5-4 Détection de divergences

On peut tester si le filtre fonctionne correctement en calculant la covariance de l'écart entre les valeurs mesurées pour la sortie et les valeurs prévues de façon à détecter les écarts par trop improbables. Soit \tilde{Y}_{t+1} l'erreur de prédiction sur la sortie

$$\tilde{Y}_{t+1} = Y_{t+1} - \hat{Y}_{t+1/t} = C_{t+1} \left[X_{t+1} - \hat{X}_{t+1/t} \right] + W_{t+1} \quad (\text{III-23})$$

Si $E\{\tilde{Y}_{t+1/t}\} = 0$, ce qui est le cas si l'estimée initiale de l'état n'est pas biaisée, la covariance de l'erreur de prédiction sur les sortie s'écrit

$$E\{\tilde{Y}_{t+1} \tilde{Y}_{t+1}^T\} = C_{t+1} P_{t+1/t} C_{t+1}^T + W_{t+1}$$

et l'écart -type associé à chaque sortie est donné par la racine carrée de l'élément diagonal correspondant. Tout écart entre les sorties prédites et mesurées supérieur à trois écarts-type correspond à un événement très improbable. Si ce phénomène est passager, on peut considérer qu'il s'agit d'une donnée aberrante et l'éliminer. par contre, s'il se produit de plus en plus fréquemment, c'est l'indice d'une divergence du filtre, qui peut être due par exemple

- à une mauvaise modélisation de la dynamique du processus (matrice A_t , B_t et C_t mal choisies, hypothèse de linéarité non satisfaite) ;
- à une sous-estimation du bruit d'état (V_t trop petite) ;
- à une mauvaise initialisation ($P_{0/0}$ trop petit).

Une autre approche consiste à essayer d'estimer au mieux à partir des données expérimentales les éléments inconnus du modèle (A_t , B_t , C_t , V_t et W_t) considérés comme formant un vecteur

de paramètres p . Il faudra prendre soin de retenir une paramétrisation assurant l'identifiabilité globale de la structure de modèles ainsi définie.

III-6 Filtre stationnaire

Un cas particulier important est celui où

- le système étudié est stationnaire (A , B , et C sont constantes),
- les statistiques des bruits d'état et de mesure sont aussi stationnaires (V et W sont constantes).

Si tous les modes instables éventuels sont observables, la matrice P_{Vt} tend alors vers une valeur constante. Notons

$$P = \lim_{t \rightarrow \infty} P_{t/t} \quad \text{et} \quad P_p = \lim_{t \rightarrow \infty} P_{t+1/t} \quad (\text{III-24})$$

d'après l'équation donnant $P_{t+1/t}$

$$P_p = APA^T + V. \quad (\text{III-25})$$

Compte tenu des expressions de K_{t+1} et $P_{t+1/t+1}$

$$P = P_p - P_p C^T [W + CP_p C^T]^{-1} CP_p \quad (\text{III-26})$$

En multipliant cette dernière équation à gauche par A et à droite par A^T , puis en remplaçant APA^T dans le résultat par $P_p - V$, on obtient l'équation de Riccati discrète suivante :

$$P_p - V = AP_p A^T - AP_p C^T [W + CP_p C^T]^{-1} CP_p A^T \quad (\text{III-27})$$

La matrice P_p peut être calculée de façons différentes :

- comme la solution définie positive de cette équation de Riccati,
- en itérant les équations d'évolution de la covariance, jusqu'à ce que $P_{t+1/t}$ devienne constante.

Le gain du filtre de Kalman stationnaire alors simplement donné par

$$K = P_p C^T [W + C P_p C^T]^{-1}. \quad (\text{III-28})$$

Il dépend de A, C, V, et W, mais pas de $P_{0/0}$. La mise en œuvre du filtre stationnaire est particulièrement simple, puisque la prédiction de l'état et l'actualisation de son estimée peuvent être combinées en

$$\begin{aligned} \hat{X}_{t+1/t+1} &= A \hat{X}_{t/t} + B U_t + K \left[Y_{t+1} - C(A \hat{X}_{t/t} + B U_t) \right] \\ &= [A - KCA] \hat{X}_{t/t} + [B - KCB] U_t - K Y_{t+1} \end{aligned} \quad (\text{III-29})$$

III-7 Utilisation pour le choix de capteurs

Pour placer des capteurs sur un système afin d'estimer son état, il faut pouvoir répondre aux questions suivantes.

- quelles sont les grandeurs critiques à mesurer, c'est-à-dire de quoi doit se composer le vecteur Y ?
- quelle est la qualité des mesures nécessaires à assurer une qualité donnée de la reconstitution de l'état ? comment choisir au mieux les capteurs compte tenu de leur coût et de leur précision ?

Le filtre de Kalman fournit des éléments précieux de réponse puisqu'il calcule l'évolution des matrices de covariances $P_{t-1/t+1}$ et $P_{t+1/t}$. Pour comparer les performances de deux configurations de capteurs, il suffit donc de simuler les équations d'évolution de la covariance de l'erreur d'estimation correspondantes. Plus les éléments diagonaux des matrices de covariances seront petits et plus l'estimation de l'état sera précise. Rappelons que ces calculs peuvent être effectués hors ligne, en l'absence de toute mesure sur le système à étudier qu'il n'est donc pas nécessaire de construire.

III-8 Filtre de Kalman étendu :**Estimation de paramètres en temps réel**

Considérons maintenant un système décrit par le modèle à temps discret suivant [20] :

$$\begin{aligned} X_{t+1} &= f(X_t, U_t, p_t) + V_t, \\ X_0 &= X_0(p_0), \\ Y_t &= h(X_t, p_t) + W_t \end{aligned} \quad (\text{III-30})$$

Ce modèle dépend de paramètres p_t , éventuellement fonctions du temps. Il peut correspondre à une discrétisation d'un modèle à temps continu. On souhaite estimer à la fois X_t et p_t , d'où l'idée de définir un vecteur d'état étendu.

$$X_t^e = \begin{bmatrix} X_t \\ p_t \end{bmatrix} \quad (\text{III-31})$$

A condition de choisir une équation d'évolution pour les paramètres, par exemple

$$p_{t+1} = p_t + V_t^p, \quad (\text{III-32})$$

On peut écrire l'évolution de l'état étendu sous la forme

$$X_{t+1}^e = \begin{bmatrix} f(X_t, U_t, p_t) \\ p_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_t \\ V_t^p \end{bmatrix} = f^e(X_t^e, U_t) + V_t^e \quad (\text{III-33})$$

$$X_0^e = \begin{bmatrix} X_0(p_0) \\ p_0 \end{bmatrix}$$

L'équation d'observation devient quant à elle

$$Y_t = h^e(X_t^e) + W_t. \quad (\text{III-34})$$

Même quand le modèle initial est LE, tel n'est plus le cas du modèle étendu, et le filtre de Kalman ne s'applique donc pas directement. Linéarisons les équations d'état étendu et d'observation au voisinage d'une trajectoire nominale X_t^{e*} supposé connue. En posant

$$\Delta X_t^e = X_t^e - X_t^{e*} \quad \text{et} \quad \Delta Y_t = Y_t - Y_t^*, \quad \text{nous obtenons}$$

$$\begin{aligned} \Delta X_{t+1}^e &= A_t \Delta X_t^e + V_t^e \\ \Delta Y_t &= C_t \Delta X_t^e + W_t \end{aligned} \quad (\text{III-35})$$

$$A_t = \frac{\partial f^e(X_t^e, U_t)}{\partial X_t^{eT}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(X_t, U_t, p_t)}{\partial X_t^T} & \frac{\partial f(X_t, U_t, p_t)}{\partial p_t^T} \\ 0 & I \end{bmatrix}$$

et

$$C_t = \frac{\partial h^e(X_t^e)}{\partial X_t^{eT}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h(X_t, p_t)}{\partial X_t^T} & \frac{\partial h(X_t, p_t)}{\partial p_t^T} \end{bmatrix}, \quad (\text{III-36})$$

A_t et C_t étant évaluées en X_t^{e*} . Le système d'équations donnant ΔX_{t+1}^e et ΔY_t correspond à un modèle LE non stationnaire. Son état ΔX_t^e peut donc être estimé par filtrage de Kalman, à condition de préparer les caractéristiques statiques de V_t^e et W_t . Sauf information contraire, on fait en général l'hypothèse que

$$E\{V_t^e\} = 0, E\{W_t\} = 0, E\{V_t^e W_k^T\} = 0, E\{V_t^e V_k^{eT}\} = V^e \delta_{tk}, E\{W_t W_k^T\} = W \delta_{tk}, \quad (\text{III-37})$$

avec

$$V^e = \begin{bmatrix} V & 0 \\ 0 & Vp \end{bmatrix} \quad (\text{III-38})$$

Les matrices V , Vp et W sont le plus souvent choisies diagonales. Plus le $i^{\text{ème}}$ élément diagonal de Vp (respectivement de V) sera grand et plus le filtre modifiera rapidement l'estimée de la

$i^{\text{ème}}$ composante de p (respectivement de X_t) en fonction des résultats des mesures. Au contraire, plus le $j^{\text{ème}}$ élément diagonal de W sera grand et moins le filtre tiendra compte du résultat de la $j^{\text{ème}}$ mesure. Le concepteur d'un filtre de Kalman étendu pourra donc jouer sur ces paramètres pour chercher un compromis satisfaisant. Il est en particulier possible d'exprimer qu'un paramètre doit tendre vers une valeur constante en fixant à zéro l'élément diagonal de V_p correspondant. Si l'on sait a priori que les imperfections du modèle sont telle que la $i^{\text{ème}}$ composante de X (ou p) est susceptible de varier très rapidement d'une façon imprévisible, on pourra en tenir compte en donnant au $i^{\text{ème}}$ élément diagonal de V (ou V_p) une valeur grande.

On obtient ainsi (dans la mesure où le filtre converge, ce qui rien ne garantit) une estimée de ΔX_t^e , qui comporte une estimée des paramètres. La trajectoire nominale peut être actualisée à chaque pas de calcul en tirant parti du caractère récursif du filtre. A l'instant t , on linéarise au voisinage de $\hat{X}_{t/t}$ et l'on pose $\Delta \hat{X}_{t/t} = 0$. On en déduit, d'après l'équation de prédiction de l'état, que $\Delta \hat{X}_{t+1/t} = 0$. L'équation d'actualisation de l'estimée de l'état implique alors

$$\Delta \hat{X}_{t+1/t+1} = K_{t+1} \left[\Delta Y_{t+1} - C_{t+1} \Delta \hat{X}_{t+1/t} \right] \quad (\text{III-39})$$

or

$$\Delta \hat{X}_{t+1/t+1} = \hat{X}_{t+1/t+1} - \hat{X}_{t+1/t} \quad \text{avec} \quad \hat{X}_{t+1/t} = f^e(X_{t/t}, U_t) \quad (\text{III-40})$$

Le point de linéarisation suivant sera donc donné par

$$\hat{X}_{t+1/t+1} = f^e(X_{t/t}, U_t) + K_{t+1} \left[Y_{t+1} - h^e(X_{t+1/t}) \right] \quad (\text{III-41})$$

Remarque

Le filtre de Kalman étendu a été utilisé dans un nombre considérable d'applications. Sa popularité vient de sa grande simplicité de mise en œuvre. Il présente cependant des phénomènes de divergence difficiles à maîtriser. Dans le cas particulier des modèles LE

stationnaires. L'introduction d'un terme correctif faisant intervenir la sensibilité du gain K_t vis-à-vis des paramètres permet de donner au filtre des propriétés de convergence considérable.

III-9 Identification stochastique

La mise en œuvre du filtre de Kalman suppose connues $(A_t, B_t, C_t, V_t, W_t)$ pour tout t . Si cette information n'est pas disponible a priori, il faut tenter de l'obtenir à partir de la connaissance des entrées et des sorties. C'est un problème d'identification stochastique. Nous bornerons à considérer le cas simple où le système et les bruits sont stationnaire optimal. Une procédure envisageable pour construire un filtre de Kalman consiste alors à

- trouver une modélisation (A, B, C, V, W) , par une méthode à définir,
- résoudre l'équation de Riccati discrète correspondante pour en déduire le gain K ,
- mettre en œuvre le filtre de Kalman stationnaire ainsi déterminer.

On peut toutefois faire l'économie de cette démarche en remplaçant le filtre estimateur par un filtre prédicteur, qui s'écrit :

$$\hat{X}_{t+m} = A \hat{X}_{t+m-1} + BU_t + \tilde{K} \left[Y_t - C \hat{X}_{t+m-1} \right] \quad (\text{III-42})$$

notons \tilde{Y}_t l'erreur de prédiction constatée à l'instant t

$$\tilde{Y}_t = Y_t - C \hat{X}_{t+m-1} \quad (\text{III-43})$$

On peut réécrire ces deux dernières équations sous la forme

$$\begin{aligned} \hat{X}_{t+m} &= A \hat{X}_{t+m-1} + BU_t + \tilde{K} \tilde{Y}_t \\ Y_t &= C \hat{X}_{t+m-1} + \tilde{Y}_t \end{aligned} \quad (\text{III-44})$$

On peut même oublier que \hat{X}_{t+m} est un prédicteur de l'état, poser $X_t = \hat{X}_{t+m-1}$ et modéliser directement le processus sous la forme

$$\begin{aligned} X_{t+1} &= AX_t + BU_t + \tilde{K} \tilde{Y}_t \\ Y_t &= CX_t + \tilde{Y}_t \end{aligned} \quad (\text{III-45})$$

IV-1 Modèle du moteur pour le filtrage de Kalman

Le modèle électrique dynamique de la machine asynchrone triphasée a quatre variable d'état, les courants statoriques et les flux rotoriques. Le modèle étendu de la machine asynchrone résulte si la vitesse rotorique est incluses comme un variable d'état. Le modèle étendu peut être exprimer comme suit [2 ; 6 ; 23]:

$$\begin{aligned} X &= AX + BU + G(t)W(t) \\ Y &= CX + V(t) \end{aligned} \tag{IV-1}$$

On reprend le modèle d'équation (I-23). Et on déduit les matrices A_n , B_n et les vecteurs d'état d'entrée et de sortie.

$$\begin{aligned} X_n &= \begin{bmatrix} i_{ds}^{(n)} \\ i_{qs}^{(n)} \\ \phi_{dr}^{(n)} \\ \phi_{qr}^{(n)} \\ \omega^{(n)} \end{bmatrix} \\ Y_n &= \begin{bmatrix} i_{ds}^{(n)} \\ i_{qs}^{(n)} \end{bmatrix} \\ U &= \begin{bmatrix} V_{ds}^{(n)} \\ V_{qs}^{(n)} \end{bmatrix} \\ A_n &= \begin{bmatrix} 1 - \frac{k_r}{k_l} & 0 & \frac{L_m R_r}{L_r^2 k_l} & \frac{p L_m \omega}{2 L_r k_l} & 0 \\ 0 & 1 - \frac{k_r}{k_l} & \frac{p L_m \omega}{2 L_r k_l} & \frac{L_m R_r}{L_r^2 k_l} & 0 \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & 1 - \frac{1}{T_r} & -\frac{p}{2} \omega & 0 \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & \frac{p}{2} \omega & 1 - \frac{1}{T_r} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ B_n &= \begin{bmatrix} \frac{1}{k_l} & 0 \\ 0 & \frac{1}{k_l} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, C_n = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{IV-2}$$

dans les matrices A_n et B_n , $T_r = \frac{L_r}{R_r}$, $k_r = R_s + \frac{L_m^2 R_r}{L_r^2}$ et $k_l = (1 - \frac{L_m^2}{L_r L_s}) L_s$.

$G(t)$ est la matrice de bruit blanc, $W(t)$ la matrice du bruit de modèle d'état, et $V(t)$ la matrice du bruit de la sortie de modèle. La matrice de covariance Q et R du bruit sont définies

$$\begin{aligned} Q &= \text{cov}(W) = E\{WW^t\} \\ R &= \text{cov}(V) = E\{VV^t\} \end{aligned} \quad (\text{IV-3})$$

Ce modèle a des inconvénients; l'ordre du modèle est élevé, ceci sera un inconvénient lorsque l'algorithme du filtrage de Kalman étendu doit être mis en application en temps réel. Un des avantages de ce modèle est qu'il ne suppose pas que la vitesse soit mesurée. De plus, ce modèle estime également le flux. On considère que le système est observable.

Dans ce qui suit nous aurons besoin du système discret de ce modèle. Cette conversion est donnée par des formules approximatives suivantes [32, 33] :

$$A_d = e^{AT} \approx I + AT$$

$$B_d = \int_0^T e^{A\xi} B d\xi \approx BT \quad (\text{IV-4})$$

$$C_d = C$$

On note l'entrée et la sortie des matrices du système continu par A , B , et C , et le système discret par A_d , B_d , et C_d . Quand on veut décrire de façon fine l'évolution d'un système à temps continu avec un modèle à temps discret, on adopte en général une période T de discrétisation petite devant les constantes de temps du modèle.

A partir de ces équations la forme discrète devient :

$$\begin{aligned}
 A_d &= \begin{bmatrix} 1 - T \frac{k_r}{k_l} & 0 & T \frac{L_m R_r}{L_r^2 k_l} & T \frac{p L_m \omega}{2 L_r k_l} & 0 \\ 0 & 1 - T \frac{k_r}{k_l} & T \frac{p L_m \omega}{2 L_r k_l} & T \frac{L_m R_r}{L_r^2 k_l} & 0 \\ T \frac{L_m}{T_r} & 0 & 1 - \frac{1}{T_r} & -T \frac{p}{2} \omega & 0 \\ 0 & T \frac{L_m}{T_r} & T \frac{p}{2} & 1 - T \frac{1}{T_r} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 B_d &= \begin{bmatrix} T \frac{1}{k_l} & 0 \\ 0 & T \frac{1}{k_l} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \\
 C_d &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{IV-5}$$

IV-11 L'algorithme du filtrage de Kalman étendu pour l'estimation de la vitesse rotorique

L'algorithme récursif est présenté ici en temps discret, ce qui permet de trouver la solution de ces équations. Cet algorithme est le filtrage de Kalman étendu, (en anglais : EKF (Extended Kalman Filter)), puisque la matrice du filtrage du Kalman, K, sera calculée en ligne. Le filtrage de Kalman étendu est aussi applicable pour le système non linéaire

La forme récursive de filtre de Kalman s'exprime par le système d'équations suivant :

$$X_{t/t} = X_{t/t-1} + K_t (Y_t - h(X_{t/t-1}, K))$$

$$P_{t/t} = P_{t/t-1} - K_t \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{x=x_{t/t-1}} P_{t/t-1}$$

$$K_t = P_{t/t-1} \left. \frac{\partial h^T}{\partial X} \right|_{x=x_{t/t-1}} \left(\left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{x=x_{t/t-1}} P_{t/t-1} \left. \frac{\partial h^T}{\partial X} \right|_{x=x_{t/t-1}} + R \right)^{-1}$$

$$X_{t+1/t} = \phi(t+1, k, X_{t/t-1}, U_t) \quad (\text{IV-6})$$

$$P_{t+1/t} = \left. \frac{\partial \phi}{\partial X} \right|_{x=x_{t/t}} P_{t/t} \left. \frac{\partial \phi^T}{\partial X} \right|_{x=x_{t/t}} + \Gamma_t Q \Gamma_t^T$$

où

$$\phi(t+1, t, X_{t/t-1}, U_t) = A_t(X_{t/t})X_{t/t} + B_t(X_{t/t})U_t$$

$$h(X_{t/t-1}, t) = C_t(X_{t/t-1})X_{t/t-1}$$

La matrice K est une matrice de la boucle fermée du filtrage de Kalman étendu. Cette matrice détermine comment les vecteurs d'état sont modifiés après la sortie du modèle et comparés avec la sortie du système réel [2, 26, 27, 23].

Remarque : il est important de signaler que ce système d'équations contient plusieurs opérations matricielles, qui peut poser des problèmes pour l'implantation en temps réel.

IV-3 Simulation de filtrage de Kalman

Maintenant nous avons la forme discrète du modèle, on peut donc calculer les matrices et les vecteurs nécessaires pour la forme récursive [33].

$$\phi = \begin{pmatrix} (1 - T \frac{k_r}{k_l}) i_{ds} + T \frac{L_m R_r}{L_r^2 k_l} \varphi_{dr} + T \frac{L_m \omega}{L_r k_l} \varphi_{qr} + T \frac{1}{k_l} V_{ds} \\ (1 - T \frac{k_r}{k_l}) i_{qs} - T \frac{L_m \omega}{L_r k_l} \varphi_{dr} + T \frac{L_m R_r}{L_r^2 k_l} \varphi_{qr} + T \frac{1}{k_l} V_{qs} \\ T \frac{L_m}{T_r} i_{ds} + (1 - T \frac{1}{T_r}) \varphi_{dr} - T \omega \varphi_{qr} \\ T \frac{L_m}{T_r} i_{qs} + (1 - T \frac{1}{T_r}) \varphi_{qr} + T \omega \varphi_{dr} \\ \omega \end{pmatrix}$$

$$h = CX = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (\text{IV-7})$$

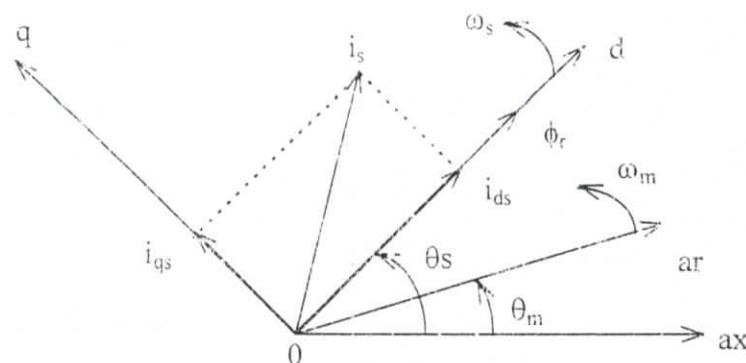
$$\frac{\partial \Phi}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 - T \frac{k_r}{k_l} & 0 & T \frac{L_m R_r}{L_r^2 k_l} & T \frac{L_m \omega}{L_r k_l} & T \frac{L_m}{L_r k_l} \varphi_{qr} \\ 0 & 1 - T \frac{k_r}{k_l} & -T \frac{L_m \omega}{L_r k_l} & T \frac{L_m \omega}{L_r^2 k_l} & -T \frac{L_m}{L_r k_l} \varphi_{dr} \\ T \frac{L_m}{T_r} & 0 & 1 - T \frac{1}{T_r} & T \omega & T \varphi_{qr} \\ 0 & T \frac{L_m}{T_r} & T \omega & 1 - T \frac{1}{T_r} & T \varphi_{dr} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

à partir de ces données la réalisation du modèle en utilisant le logiciel Matlab/Simulink peut commencer. La réalisation du filtrage de Kalman par modèle Simulink est très compliquée, cependant, il est facile de l'implanter par Matlab.

IV-4 Orientation du flux rotorique

Un choix adéquat du référentiel (d-q) de telle manière que le flux rotorique soit aligné avec l'axe (d) permet d'obtenir une expression du couple dans laquelle deux courants orthogonaux (i_{ds} , i_{qs}) interviennent, le premier générateur de flux et l'autre générateur de couple. En effet:



Fig(IV.1): Principe de la commande vectorielle.

Avec: $\phi_{dr} = \phi_r$ et $\phi_{qr} = 0$, l'expression du couple électromagnétique peut être écrite sous la forme:

$$C_{em} = k i_{ds} i_{qs} \quad \text{où} \quad k = \frac{p^2}{L_r J} \quad (\text{IV.8})$$

Ceci simplifie le modèle (I.19) comme suit:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{di_{ds}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left(-(R_s + (\frac{L_m}{L_r})^2 R_r) i_{ds} + \sigma L_s \omega_s i_{qs} + \frac{L_m R_r}{L_r^2} \phi_r + v_{ds} \right) \\ \frac{di_{qs}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left(-\sigma L_s \omega_s i_{ds} - (R_s + (\frac{L_m}{L_r})^2 R_r) i_{qs} - \frac{L_m}{L_r} \phi_r \omega_m + v_{qs} \right) \\ \frac{d\phi_r}{dt} = \frac{L_m R_r}{L_r} i_{ds} - \frac{R_r}{L_r} \phi_r \\ \frac{d\omega_m}{dt} = \frac{p^2 L_m}{L_r J} i_{qs} \phi_r - \frac{f}{J} \omega_m - \frac{p}{J} C_r \\ \text{avec: } \omega_s = \omega_m + \frac{L_m R_r}{L_r \phi_r} i_{qs} \end{array} \right. \quad (\text{IV.9})$$

La structure du filtrage de Kalman étendu est donnée par la figure (IV.2)

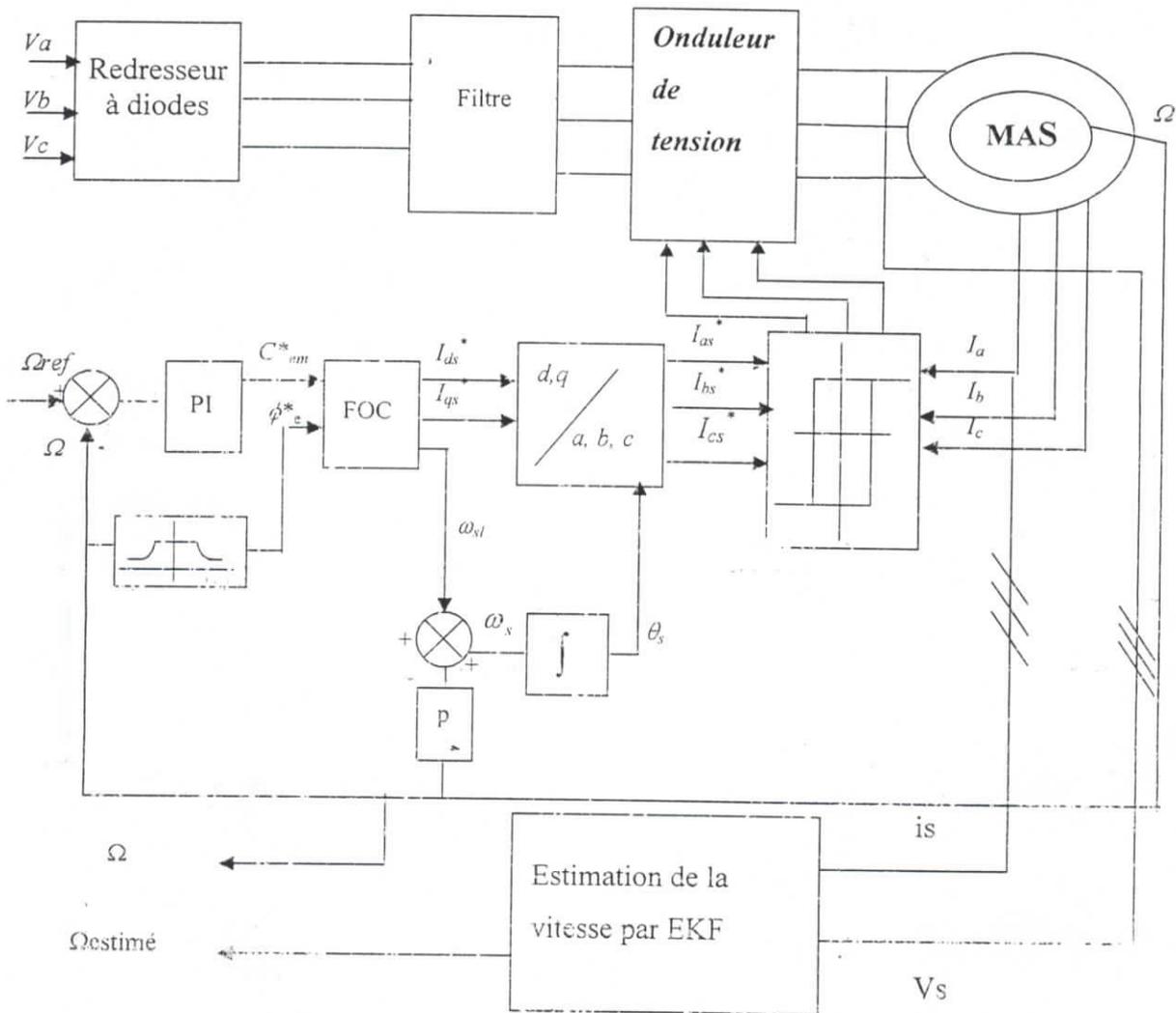


Fig (IV-2) : Estimation de la vitesse de la MAS par le filtrage de Kalman étendu contrôlée par l'orientation du flux

IV.5. Bloc de contrôle du flux orienté (FOC)

Le contrôle à flux orienté (en anglais : field oriented control) est un bloc de calcul qui possède deux entrées (ϕ_g^* et C_{em}^*) et génère les trois grandeurs de commande utilisées dans $\text{Pack}^{-1}(I_{ds}^*, I_{qs}^* \text{ et } \omega_{sl})$. Il est défini en considérant le régime statique pour lequel le flux rotorique et le couple électromagnétique sont maintenus constants égaux aux valeurs de référence. Si on ne tient pas compte des variations des courants direct et quadrature, les équations de ce bloc sont déduites de celles du modèle.

$$\begin{cases} I_{ds}^* = \frac{\phi_r^*}{M} \\ I_{qs}^* = \frac{L_r}{p.M} \cdot \frac{C_{em}^*}{\phi_r^*} \\ \omega_{sl}^* = \frac{M}{T_r} \cdot \frac{I_{qs}^*}{\phi_r^*} \end{cases} \quad (\text{IV.10})$$

Le schéma bloc montre que le contrôle à flux orienté permet de réaliser un découplage automatique entre le couple et le flux, les trois signaux des tensions et des courants sont envoyés au bloc du filtre de kalman étendu pour estimer la vitesse rotorique. A cet effet, pour obtenir une variation de vitesse il suffit d'ajouter à la boucle ouverte un régulateur de vitesse. Par contre, le flux est généralement maintenu constant à sa valeur nominale (ϕ_n) pour des vitesses rotoriques inférieures ou égales à la vitesse nominale de la machine asynchrone (Ω). Pour des vitesses supérieures, le flux décroît lorsque la vitesse augmente afin de limiter la tension aux bornes de la machine. Pour cela, on définit le flux de référence par :

$$\phi_r^* = \begin{cases} \phi_r^n & \text{si } |\Omega| \leq \Omega_n = \frac{\omega_n}{p} \\ \frac{\Omega_n}{|\Omega|} \phi_r^n & \text{si } |\Omega| \geq \Omega_n \end{cases} \quad (\text{IV.11})$$

La commande (C_{em}^*) doit être limitée par un simple dispositif défini par :

$$C_{em}^* (\text{limité}) = \begin{cases} C_{em}^* & \text{si } |C_{em}^*| \leq C_{em}^{\max} \\ C_{em}^{\max} \cdot \text{sign}(C_{em}^*) & \text{si } |C_{em}^*| \geq C_{em}^{\max} \end{cases} \quad (\text{IV.12})$$

La limite maximale adoptée est : $C_{em}^{\max} = 2,5 \cdot C_{em}^n$

IV.6 Réglage classique de la vitesse

Cette méthode de réglage consiste à utiliser des régulateurs classiques (PI ; IP...etc.). Ces régulateurs dépendent fortement des paramètres de la machine, et une erreur d'identification de ces derniers conduira à une dégradation des performances de la commande.

IV.6.1 Calcul des régulateurs de vitesse

Après un développement des équations du modèle de la machine et la structure de commande, nous obtenons la fonction de transfert en boucle ouverte suivante:

$$\Omega(s) = \frac{1}{k_f + Js} \left(\frac{1 + (T_r \omega_{gl}^*)^2}{(1 + sT_r)^2 + (T_r \omega_{gl}^*)^2} C_{em}^*(s) - C_r(s) \right) \quad (\text{IV.13})$$

Le tout est schématisé par

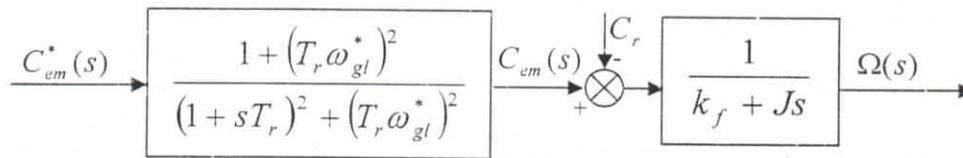


Fig-IV-3 Schéma fonctionnel du système à réguler.

Les constantes de temps électriques sont négligeables devant la constante du temps mécanique. C.-à-d., la boucle interne de régulation est très rapide par rapport à celle de vitesse. Donc, on peut simplifier le schéma précédent par le schéma-bloc suivant :

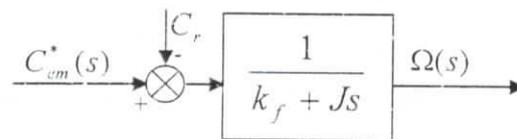


Fig IV-4 Schéma fonctionnel simplifié du système à réguler

En insérant un régulateur PI (action proportionnelle et intégrale en parallèle) dans la boucle de régulation de la vitesse, le schéma fonctionnel en boucle fermée se présente comme suit :

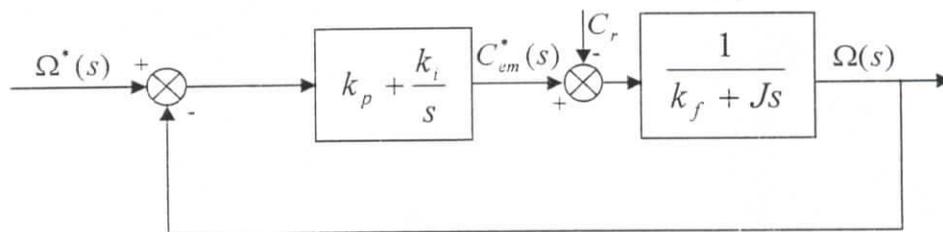


Fig IV-5 Schéma fonctionnel de la boucle fermée de régulation de vitesse.

La fonction de transfert de la vitesse par rapport à sa référence et la perturbation se présente comme suit :

$$\Omega(s) = \frac{1}{k_f + Js} \left(\frac{1 + sT_n}{sT_i} (\Omega^*(s) - \Omega(s)) - C_r(s) \right) \quad (\text{IV.14})$$

$$\text{avec } T_n = k_p/k_i \quad ; \quad T_i = 1/k_i$$

La fonction de transfert en boucle fermée, calculée à partir du schéma précédent, s'écrit comme suit :

$$\frac{\Omega(s)}{\Omega^*(s)} = \frac{(k_p s + k_i) \frac{1}{J}}{p(s)} \quad (\text{IV.15})$$

l'équation caractéristique $p(s)$ est :

$$p(s) = s^2 + \frac{k_i + k_p}{J} s + \frac{k_i}{J} = 0 \quad (\text{IV.16})$$

En imposant toujours deux pôles complexes conjugués $s_{1,2} = -\rho \pm j$, en boucle fermée et, par identification avec la nouvelle équation caractéristique désirée, on trouve

$$k_i = 2J\rho^2 \quad \text{et} \quad k_p = 2\rho J - k_i \quad (\text{IV.17})$$

$$\text{avec } \rho = 35$$

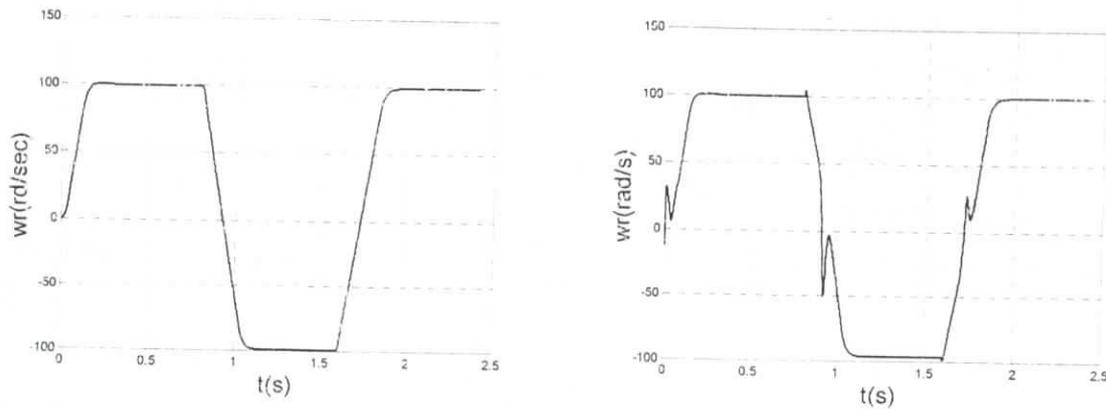
Pour satisfaire une poursuite spécifiée de la vitesse rotorique, le régulateur PI doit avoir les paramètres suivants [10] :

$$k_i = \frac{J}{\tau_r} \left[1 + \left(\frac{I_{qs}}{I_{dss}} \right)^2 \right]$$

$$k_p = 2 \frac{J}{\tau_r}$$

(IV-18)

Résultats de simulation



Fig(IV-6) : inversion de la vitesse par la commande à flux orienté et par le filtrage de Kalman étendu

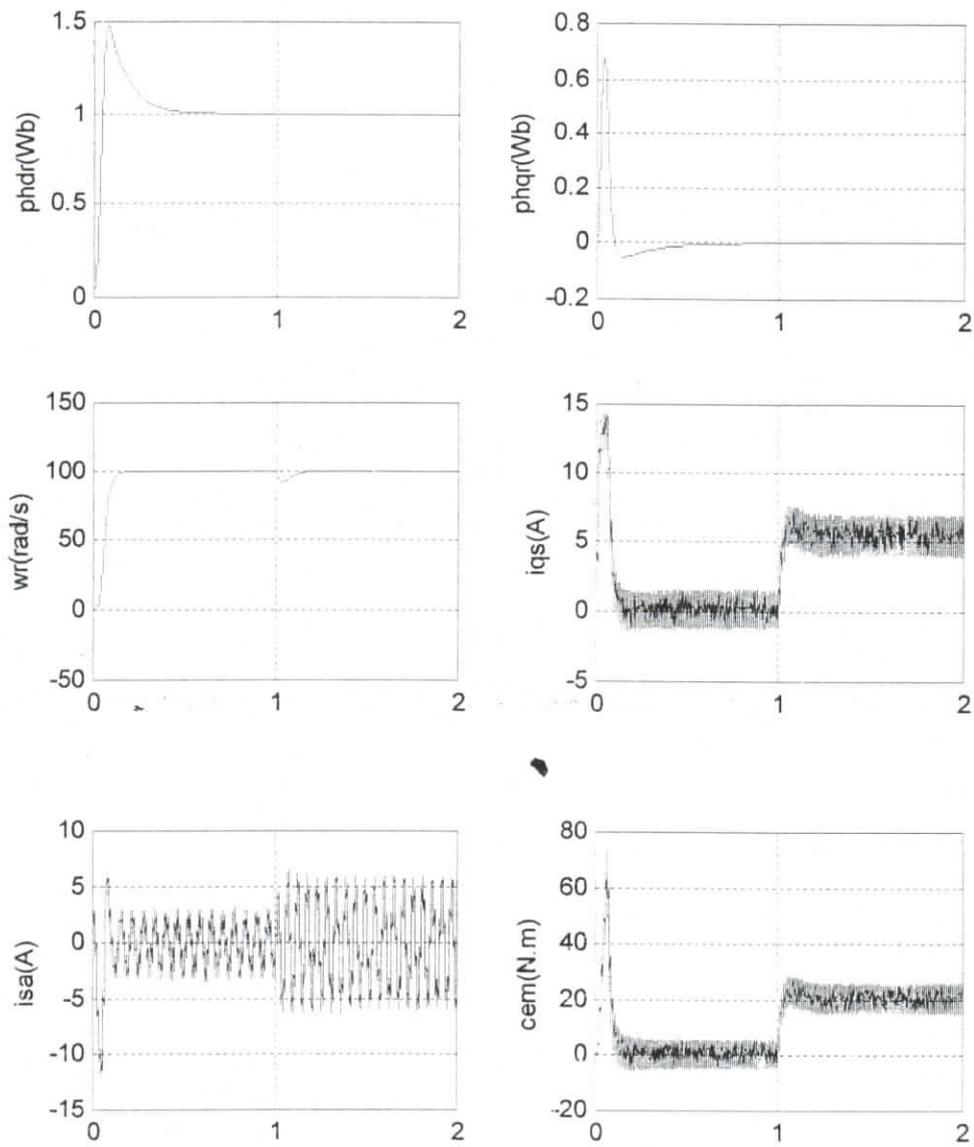


Fig (IV.7) : Les performances de l'asservissement de vitesse de la MAS alimentée par onduleur de tension utilisant la commande vectorielle indirecte.

Dans cette partie les résultats obtenus par la simulation du contrôle à flux orienté et ceux obtenus par le filtre de Kalman sont comparés, fig (IV.6).

On peut observer que la réponse du contrôle à flux orienté est meilleure que celle du filtrage de Kalman étendu. Ceci s'explique par le fait qu'on n'a pas une mesure exacte de vitesse. Cependant la différence n'est pas notable.

Il est clair que la réponse s'améliore après chaque période, et cela est dû au fait que le filtrage de Kalman étendu va changer avant qu'il délivre des résultats satisfaisants. Il a besoin de plusieurs changements pour qu'il s'adapte. Cette adaptation signifie que la performance de la matrice K se ferme jusqu'aux cas optimaux, par exemple les valeurs de la matrice K :

$$A \quad t = 0.5 \text{ S}$$

k =

$$\begin{array}{cc} -0.1929 & -0.1994 \\ -0.1994 & 0.2544 \\ 0.3389 & -0.2906 \\ 0.0018 & -0.0050 \\ -2.3528 & 0.8976 \end{array}$$

Après la deuxième période la réponse s'améliore, et la matrice K a d'autres valeurs.

$$\text{Pour } t=2.4\text{s}$$

k =

$$\begin{array}{cc} 0.0215 & -0.1283 \\ -0.1283 & 0.9583 \\ -0.0852 & -0.6318 \\ 0.0038 & -0.0302 \\ -0.3673 & 0.4469 \end{array}$$

On peut remarquer ici qu'il y a un grand changement de la matrice K, et comme le système est non linéaire, la matrice K changera tout le temps et s'adaptera avec les conditions du système réel.

Nous constatons dans la figure (IV.7) que le découplage entre flux et le couple est maintenu. Le flux rotorique reste constant et ne subit pas les brusques variations supportées par le couple. Donc après le démarrage le découplage est obtenu, car $\Phi_{dr} = \Phi_r$ et $\Phi_{qr} = 0$ quelle que soit la charge

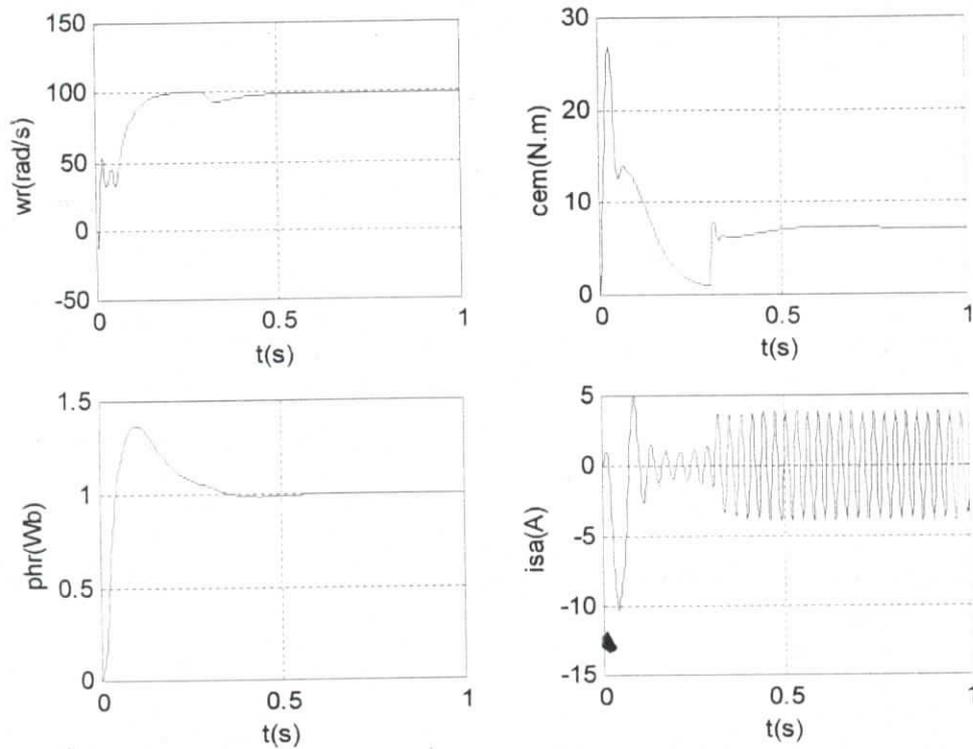
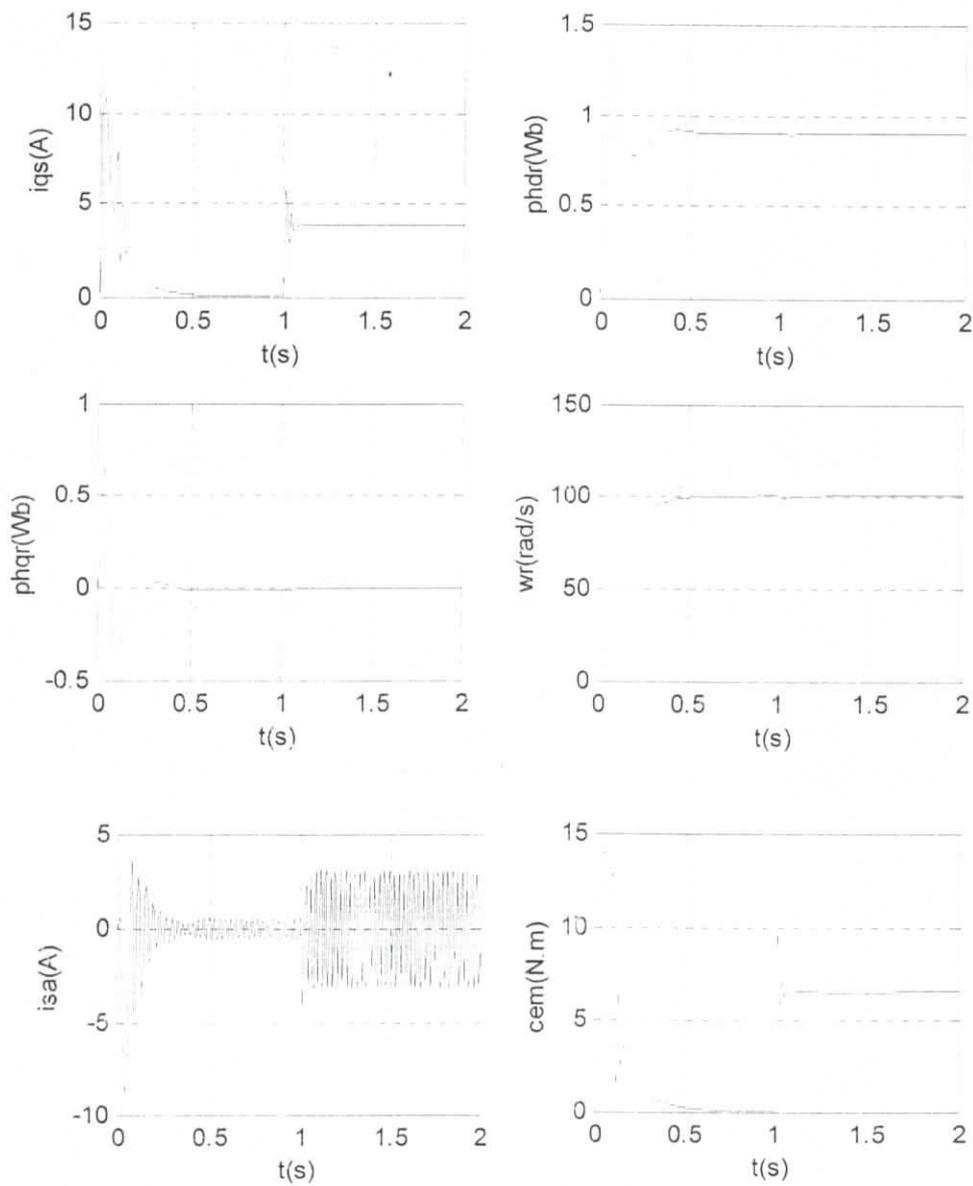


Fig (IV.8) : Estimation des paramètres par le filtrage de Kalman avec application d'une charge variable.

Pour illustrer les performances de l'estimation par EKF, nous avons simulé un démarrage à vide avec une application de charge variable à l'instant $t = 0.3s$.

Cette figure montre que la vitesse suit la référence et lorsqu'on applique une charge à ($t = 0.3s$) sans dépassement, ce qui explique que le régulateur est robuste.

Les coefficients du régulateur de vitesse sont déterminés par un placement de pôles avec ($\rho = 35$, $T_f = 0.1138$), ce qui donne $k_p = 1.081$ et $k_i = 37.975$,



Fig(IV.9) :Commande vectorielle sans capteur de vitesse basée sur la vitesse estimée par le filtre de Kalman étendu.

Pour montrer les performances de l'estimation par le filtre de Kalman étendu nous avons étudié la commande vectorielle sans capteur de vitesse. Les résultats obtenus sont très proche de la commande vectorielle avec capteur de vitesse.

IV-6 : Estimations des paramètres par EKF

IV-6-1 Modèle de deuxième ordre

Pour obtenir un modèle simple pour l'estimation du flux rotorique et les paramètres, on considère les courants statoriques comme entrée $u = [I_{ds} I_{qs}]^T$ et les tensions statoriques comme sortie $Y = [U_{ds} U_{qs}]^T$ et le vecteur d'état composé du flux rotorique $X = [\phi_{dr} \phi_{qr}]^T$. On peut écrire le modèle comme suit :

$$\begin{aligned} X &= AX + BU \\ Y &= CX + DU \end{aligned} \quad (\text{IV-19})$$

avec

$$A = -\rho_r I, B = RrI, C = -\rho_r I + \omega_r I, D = (R_s + R_r)I + L_{fs} J$$

$$\rho_r = \frac{R_r}{L_r}, \quad I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Le choix de ce modèle a plusieurs avantages. La réduction de dimension d'état permet de limiter le volume de calcul et la complexité. Elle a une dynamique lente ce qui facilite l'estimation du flux rotorique. Le modèle discret est obtenu par l'intégration de l'équation d'état suivant :

$$X_{k+1} = e^{AT_s} X_k + \int_0^{T_s} e^{A(T_s-\tau)} BU(t_k + \tau) d\tau \quad (\text{IV-20})$$

On peut écrire le modèle discret comme suit:

$$X_{k+1} = A_d X_k + B_d U_k \quad (\text{IV-21})$$

Puisque la matrice A du modèle de la deuxième ordre est diagonale, on peut donc déterminer analytiquement les matrices A_d et B_d qui ont pour expression :

$$A_d = e^{-\rho_r T_s} I \quad \text{et} \quad B_d = L_r (1 - e^{-\rho_r T_s}) I \quad (\text{IV-22})$$

Dans cette partie notre objectif est l'estimation des paramètres de la machine asynchrone en temps réel. On montrera comment le modèle du deuxième ordre simplifie l'implémentation du filtrage de Kalman étendu pour une estimation très précise [1].

IV-6-2 Le modèle stochastique étendu

Pour séparer l'estimation des résistances qui varie lentement avec la température, et les inductances qui dépendent de la saturation. Le vecteur de paramètres est choisi comme suit :

$$\theta_k = [R_s \quad L_{fs} \quad R_r \quad N_r]^T \quad (\text{IV-23})$$

Avec N_r est l'inverse de l'inductance rotorique ($N_r=1/L_r$). Afin d'appliquer le filtrage de Kalman étendu simultanément pour l'estimation des variables d'état et des paramètres, il est nécessaire d'étendre le vecteur d'état au vecteur paramètres $X_{e,k} = [X_k \quad \theta_k]^T$.

Le filtre de Kalman prend en compte de façon explicite le bruit agissant sur le système : le bruit d'état et le bruit de mesures. On suppose que les paramètres sont constants ou varie lentement ($\theta(t) = 0$).

Le modèle étendu est obtenu par la combinaison entre le modèle présenté par l'équation (IV-20), et les paramètres affectés par le bruit blanc (gaussien et centré).

$$\begin{aligned} X_{e,k} &= f(X_k, \theta_k) + w_{e,k} \\ Y_k &= g(X_k, \theta_k) + V_k \end{aligned} \quad (\text{IV-24})$$

avec

$$f = \begin{bmatrix} A_d(\theta_k)X_k + B_d(\theta_k)U_k \\ \theta_k \end{bmatrix} \quad (\text{IV-25})$$

$$g(X_k, \theta_k) = C_k(w_m, \theta_k)X_k + D_{e,k}(w_m, \theta_k)$$

$w_{e,k}$ et V_k sont les bruit d'état et de mesures respectivement

Resultats de simulations numériques

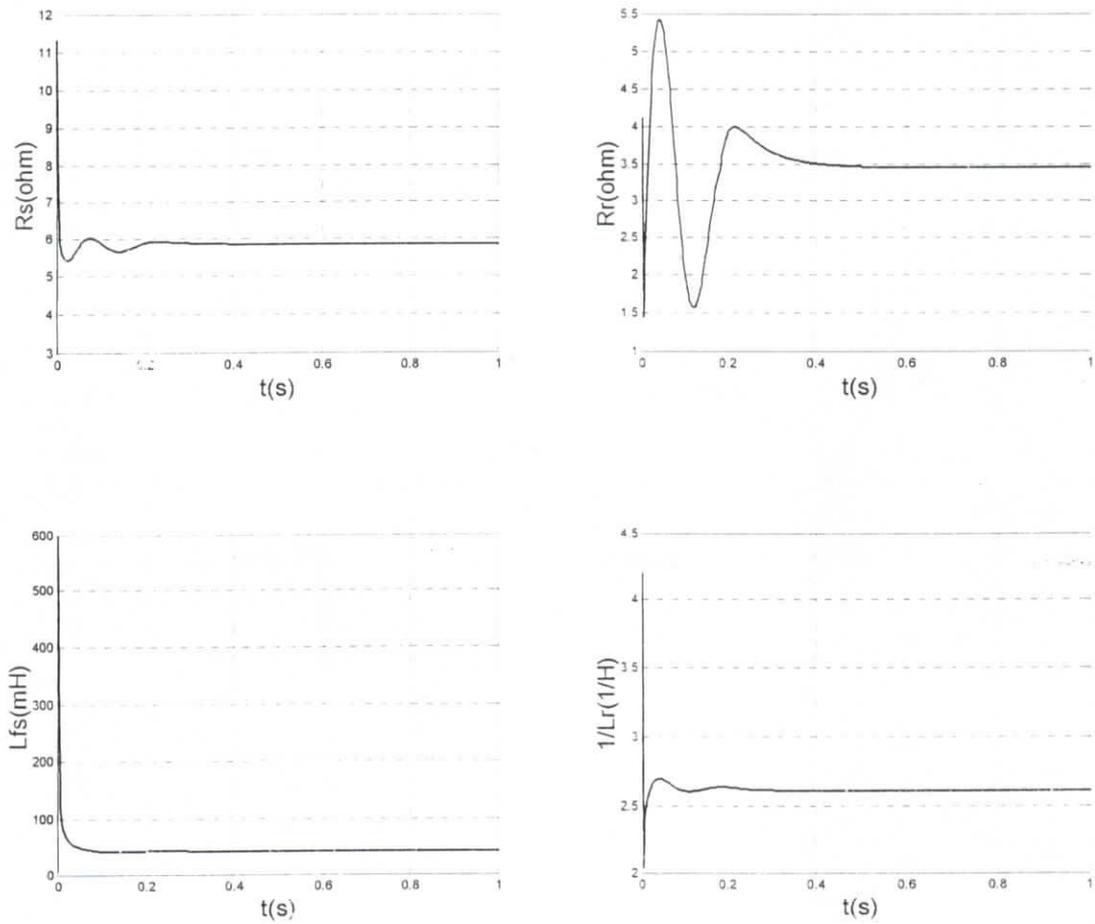


Fig (IV-10) : Estimation des paramètres d'une machine asynchrone par le filtre de Kalman étendu ($T_e=1\text{mS}$) (R_s , R_r , L_{fs} , $1/L_r$)

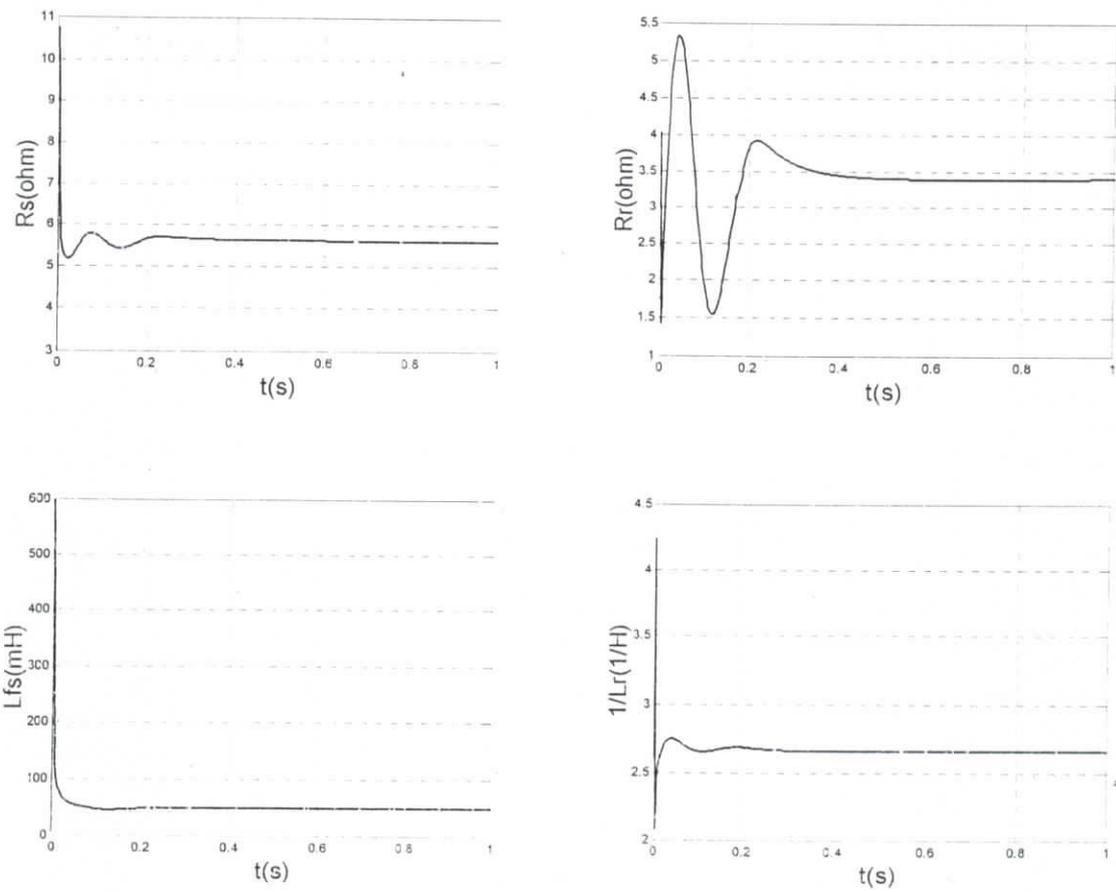


Fig (IV-11) : Estimation des paramètres de la machine asynchrone par le filtrage de Kalman étendu (R_s , R_r , L_{fs} , $1/L_r$, $T_e = 10$ mS)

IV.7 Résultats obtenus par simulation numérique

La machine asynchrone utilisée dans la simulation a les paramètres nominales suivantes : puissance 3 kW, tension 220V, vitesse rotorique 1480 tr/mn, fréquence 50Hz, paire de pôles 2, $J=0.023 \text{ kg.m}^2$, $f=0.002 \text{ kg.m}^2\text{s}$, $R_s=5.793 \Omega$, $R_r=3.421$, $L_s=0.386 \text{ H}$, $L_r=0.386 \text{ H}$, $M=0.363 \text{ H}$. [11 ; 16].

L'algorithme basée sur la théorie du filtrage de Kalman a besoin des valeurs initiales du prédiction. La matrice initiale de covariance de l'erreurs de prédiction $P(0)$, et les matrices de covariance Q et R du modèle et les erreurs de mesures, respectivement. Pour bien estimer les paramètres de la machine asynchrone on a choisi un modèle de deuxième ordre et le vecteur d'état est donné comme suit : $X=[\phi_{dr} \ \phi_{qr} \ R_s \ L_{fs} \ R_r \ N_r]^T$.

Les valeurs initiales des résistances statorique et rotorique, les l'inductances statorique et rotorique sont de 50% des valeurs nominales. Le filtrage de Kalman étendu débute par les conditions initiales suivantes [3 ; 5 ; 7] :

$$P(0) = \text{diag}[1 \ 1 \ \alpha \ \alpha \ \alpha \ \alpha]$$

La convergence normale des paramètres est observée pour $\alpha=10^6$ au 10^{10} .

$$Q = \text{diag}[10^{-8} \ 10^{-8} \ 10^{-8} \ 10^{-8} \ 10^{-8} \ 10^{-8}]$$

$$R = [10^{-3} \ 10^{-3}]$$

Les figures ((IV.10) et (IV.11)) montrent les valeurs de l'estimations calculer par le filtrage de kalman étendu avec application d'une charge variable en fonction de la vitesse. Les paramètres de la machine asynchrone convergent pendant une période relativement courte vers les valeurs mesurées par les essais à rotor bloqué et à vide donc la performance de prédiction utilisée ces valeurs mesurées donne des résultats satisfaisants.

Pour montrer l'effet de T_e (période du discrétisation) on a fait une estimation pour $T_e=1\text{mS}$ et $T_e=10\text{mS}$, les valeurs finales des paramètres sont illustrées dans le tableaux suivant :

Période	$R_s(\Omega)$	$L_{fs}(\text{mH})$	$R_r(\Omega)$	$L_r(\text{H})$
$T_e=1 \text{ mS}$	5.8476	43.156	3.4416	0.383
$T_e=10 \text{ mS}$	5.6615	48.428	3.4051	0.380

Comparaison entre les valeurs finales de l'estimation

Les valeurs des paramètres illustrées dans ce tableau montre que juste l'inductance L_{fs} est sensible au T_e et les valeurs estimées qui convergent vers les valeurs mesurées sont celui de $T_e=1mS$,

Pour montrer les performances du filtrage de Kalman étendu pour la poursuite des paramètres on va simuler une estimation de la résistance rotorique dans le cas ou il y a un changement brutal de cette valeur [4 ; 8 ; 10 ; 28] .

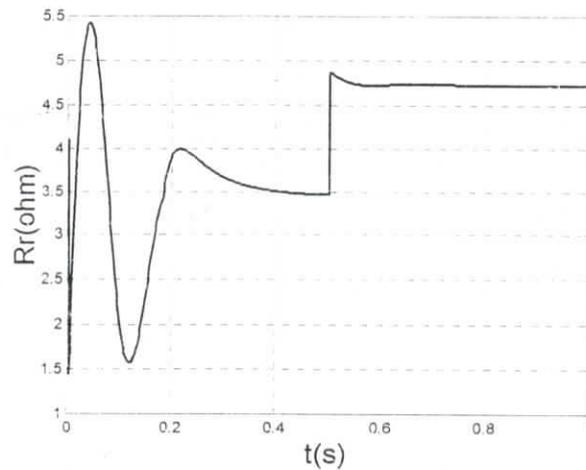
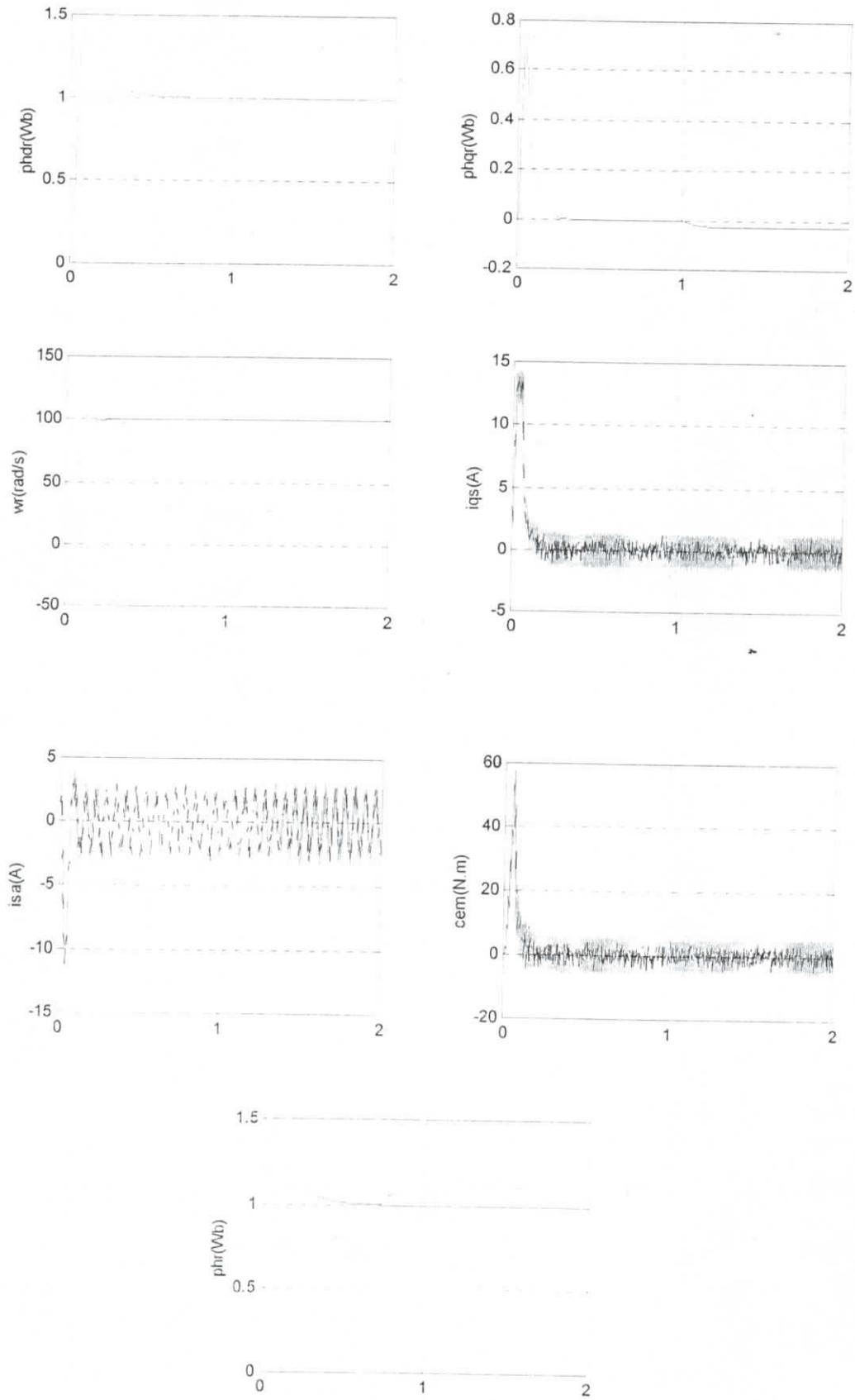


Fig (IV-12) : La poursuite de la variation de la résistance rotorique par le filtrage de Kalman étendu



Fig(IV-13) Les performances de l'asservissement de vitesse de la MAS alimentée par onduleur de tension avec variation de R_r

Résultats de simulation

La figure (IV-12) montre la poursuite de la variation de la résistance rotorique par le filtrage de Kalman étendu, cependant la valeur de ce paramètre varie de $R_r=3.44 \Omega$ à $R_r=4.72 \Omega$, ce résultat montre que la résistance rotorique change brutalement et le filtrage de Kalman étendu donne toujours une bonne estimation de cette valeur du paramètre.

Pour illustrer les performances de l'implémentation de la commande vectorielle indirecte pour la machine asynchrone dans le cas de la variation de la résistance rotorique nous avons simulé un démarrage de la machine asynchrone alimenté par un onduleur de tension à trois niveaux.

Nous avons constaté dans La figure (IV-13) que la vitesse suit bien la référence sans dépassement, et le découplage entre le flux et le couple est maintenu. Le flux rotorique diminue à l'instant de variation de la résistance rotorique et reste constant.

Conclusion

L'application du filtrage de Kalman étendu pour la poursuite de la résistance rotorique est étudiée. L'estimation de ce paramètre en temps réel est utilisée pour estimer la vitesse rotorique et pour designer le robuste régulateur PI afin de contrôler la vitesse.

Il est démontré que le filtrage de Kalman étendu donne une bonne estimation de la résistance rotorique et même pour une variation brutale de cette valeur [10].

Conclusion Générale

Dans ce travail nous avons adopté certaines hypothèses simplificatrice, et nous avons élaboré le modèle mathématique de Park, de la machine asynchrone de construction symétrique, mis sous forme d'équations d'état, à l'aide de la théorie de la machine électrique généralisée, à enroulements diphasés au stator et rotor. Ce qui permet de donner une représentation adaptée à l'identification ou à la commande de la machine asynchrone.

Puis nous avons étudié la modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone qui constitué d'un redresseur connecté au réseau, un filtre qui permet de réduire les ondulations du courant et de la tension, et un onduleur de tension type modulation de largeur d'impulsion (MLI).

Le filtrage de Kalman étendu est intégré dans la simulation par le logiciel Matlab pour l'estimation de la vitesse et les paramètres. Pour l'estimation de la vitesse par le filtrage de Kalman étendu nous avons utilisé un modèle dynamique de la machine asynchrone triphasée à quatre variables d'état, à savoir :

- les courants statoriques et,
- les flux rotoriques.

L'extension de ce modèle fait que la vitesse rotorique est inclut comme un variable d'état additionnelle, et nous avons illustré la performance de cette estimation par la comparaison avec la commande vectorielle.

Pour l'estimation des paramètres nous avons démontré que le modèle deuxième ordre et le filtrage de Kalman étendu sont adaptés pour la poursuite de flux rotorique et les paramètres électriques parfaitement. Il est possible d'utiliser une période de discrétisation ($T_e=1$ ms) ou plus large sans perdre la précision de l'estimation.

L'implémentation de la commande vectorielle indirecte pour la machine asynchrone est étudiée dans ce travail. L'application du filtrage de Kalman étendu pour l'estimation de la constante de temps rotorique est aussi étudiée car l'estimation en temps réel de ce paramètre est utilisée pour désigner le robuste régulateur PI pour réguler la vitesse.

Il est démontré que le filtrage de Kalman étendu donne une bonne estimation de la constante de temps rotorique lorsqu'il y a une variation brutale de cette valeur.

-Bibliographie-

- [1] ZEIN Ismail, LORON Luc, FORGEZ Cristophe. An extended Kalman filter and appropriate model for the real-time estimation of induction motor variables and parameters, *Electrimacs*, 2001. Janvier 2001, Vol.3, pp 98-104.
- [2] K.L.Shi, T.F. Chan, Y. K. Wong, and S.L.Ho Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter. *IEEE Transaction on Industrial Electronics*. Vol. 49, NO. 1, February 2002, pp. 123-132.
- [3] TETSUYA Iwasaki, TERO Kataoka. Application of an extended Kalman filter to parameter identification of induction motor. *Industrial Electronics Society, Conference of IEEE 1989*, Vol 4, pp 325-329.
- [4] MOHAMED SAID Nait Said, BENBOUZID Mohamed El Hachemi, and BENCHAIIB Abdelkrim. Detection of broken bars in induction motor using an extended Kalman filter for rotor resistance sensorless estimation. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol, 15, NO. 1. March 2000, pp 66-70.
- [5] A. DELL'AQUILA F. CUPERTINO L. SALVATORE S. STASI. Kalman filter estimators applied to robust control of induction motor drives. *Industrial Electronics Society, IECON 98*, Vol 4 pp 2257-2262.
- [6] YOUNG-REAL Kim, SEUNG-KI Sul, and MIN-HO Park. Speed sensorless vector control of induction motor using extended Kalman filter. *IEEE Transaction on Industry Applications*, vol. 30, NO. 5, September/ October 1994, pp. 1225-1233.
- [7] T. KATAOKA, S. TODA, and Y. SATO. On-line estimation of induction motor parameters by extended kalman filter. *The European Power Electronics Association*, 1993, pp 325-329
- [8] FAA-JEAN Lin, HO-MING Su. A high-performance induction motor drive with on-line rotor time constant estimation. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 12, No. 4, December 1997, pp 297-303.
- [9] YIH-NENG Lin and CHERN-LIN Chen. Automatic IM parameter measurement under sensorless field-oriented control. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. Vol. 46, No. 1, February 1999, pp. 111-117.
- [10] M.A. OUHROUCHE, S. LEFEBVRE, X.D. Do. Application of an extended Kalman filter to rotor speed and resistance estimation in IM vector control. *IEEE Transactions on energy conversion*, Vol 4, December 1998, pp. 297-300.

- [11] H. GUESBAOUI, O. TOUHAMI and C. LUNG. Identification of asynchronous machine parameters by recursive least-squares methode. Cof. On. Control Applications, IEEE 1994, pp. 715-720.
- [12] K.L. Shi, T.F. Chan, Y.K. Wong, and S..L. Ho. Speed estimation of IM drive using extended Kalman filter. IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 40, pp. 243-247, 2000.
- [13] P.MARINO, V.MUNGIGUERRA, F.RUSSO, F. VASCA. Parameter and state estimator for induction motors via interlaced least squares algoritm and kalman filter. IEEE Transaction Application, Vol. 24, pp. 142-150, 1996.
- [14] O. TOUHAMI. Contribution à l'identification paramétrique des machines électriques ; Thèse de Doctorat d'état, E.N.P, Alger, Mai 1994.
- [15] I.D. LANDAU. Identification et commande des systèmes ; Traité des Nouvelles Technologie, série Automatique, Edition Hermès, paris, 1993.
- [16] L.M. MGHEZZI. Identification paramétrique linéaire de la machine asynchrone triphasée ; Thèse de Magister (E.N.P), Juin 2001.
- [17] M. BERKOUK. Contribution à la conduite des machines asynchrone monophasée et triphasée alimentées par des convertisseurs directes indirecte : application aux gradateurs et onduleurs multiniveaux », Thèse de Doctorat d'état, Paris 1995
- [18] GARCES. Parameters adaptation for the speed-controlled static.AC.Drive with a squirrel-cageinduction motors » IEEE Transaction on Industrial Application. Vol. IA-16-N⁰ 2. Mar/Apr 1980.
- [19] B. DELEMONTEY. Contribution à la commande des entraînements asynchrone de forte puissance : Application au problème de traction. Thèse de Doctorat de l'institut national polytechnique de Lorraine 1995.
- [20] ERIC WALTER, LUC PRONZATO. Identification de modèles paramétriques à partir de données expérimentales ; Masson, Paris, Milan, Barcelone, 1994.
- [22] P. BARRET ; Régimes transitoires des machines électriques tournantes ; Edition Eyrolles, 1982.
- [23] P.BORNE, G. DAUPHIN-TANGUY, J-P. RICHARD, F. ROTELLA, I. ZAMBETTAKIS ; Modélisation et identification des processus ; Tome 2 ; paris 1994.
- [24] F. CUPERTINO, A. LATTANZI, L. SALVATORE, S. STASI. Induction motor control in the low speed range using EKF and LKF-based algorithms ; IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 41, pp. 308-315, 1999.
- [25] I.R. PETERSEN, D.W.J. PULLE. Kalman filtering applied to induction motors a deterministic viewpoint ; Power Electronic and variable speed drives, 21-23, September 1998, conference publication, No. 456, pp. 104-110. IEE 1998.

- [26] E. BASSI, F. BENZI, G. De. NICOLA. An EKF-based algorithm for automatic tuning and control of electric drives ; » IEEE Transaction on Industrial Application, Vol. 37, pp. 477-482, 1994.
- [27] YOUNG-SEEK. KIM, SANG-UK. KIM, IEE-WOO. YOUNG. Implementation of a speed sensorless vector control of induction motor by reduced-order extended Kalman filter ; IEEE Transactions on energy conversion , Vol 4, pp. 197-203, 1995.
- [28] J.L. MORA, A. TORRALBA, L.G. FRANQUELO. An adaptive speed estimator for induction motors based on Kalman filter with low sample time ; IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol.2, pp. 132-138, 2001.
- [29] MARCO ANTONIO, B. TORRES, ERITINA VERDE. Real time parameters estimation of an induction motor ; IEEE Transactions on Energy Conversion, vol, 15, pp. 201-207, 1995.
- [30] J.W. FINCH, D.J. ATKINSON, P.P. ACARNLEY. Full order estimator for induction motor states and parameters ; IEE, Elect. Power Appl. Vol. 145, No. 3, May 1998.
- [31] F. HARDAN, L. ZHANG, W. SHEPHED. Adaptive current regulation using E.K.F for vector controlled induction machine drive ; IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 42, pp. 411-417, 1995.
- [32] C. MANES, F. PARASILITE, M. TURSINI. A comparative study of rotor flux estimation in induction motors with nonlinear observer and the extended Kalman Filter. IEEE 1994, pp. 2149-2154.
- [33] CONSTANTIN ILAS. Real time identification of induction motor drives. These PhD, Polytechnic University of Bucharest. Romania, 1995.
- [34] Sensorless Control with Kalman filter on TM320 fixed point DSP; Texas Instruments, Literature Number ; BPR057.
- [35] R.KERID, M. GHERABA. Commande de vitesse et de position par réseaux de neurones d'une machine asynchrone ; Projet de fin d'études, Dépt. De Génie Electrique, ENP , Juin 2001.

ANNEXE A

Paramètres de la machine asynchrone

La machine asynchrone utilisée pour l'étude par simulation numérique, est une machine à cage d'écureuil.

Sa plaque signalétique est :

- ❖ Puissance nominale : 3 kW.
- ❖ Intensité nominale : 5.68 / 9.72 A.
- ❖ Tension : 220 / 380 V.
- ❖ Nombre de paires de pôles : P = 2.
- ❖ Vitesse nominale : 1480 tr/mn.

Paramètres électriques

$$R_s = 5.793 \Omega$$

$$L_s = 0.386 H$$

$$R_r = 3.421 \Omega$$

$$L_r = 0.386 H$$

$$M = 0.363 H$$

Les paramètres mécaniques

$$J = 0.023 \text{ Kg.m}^2$$

$$K = 0.002 \text{ Kg.m}^2/\text{s}$$

هذا الإنجاز يعالج مسألة التعريف بالوسائط و السرعة للألة اللامتزامنة ثلاثية الطور. نقوم أولاً بوضع النموذج الرياضي لبارك و بعد ذلك نقوم بدراسة نموذج تغذية الألة اللامتزامنة, تم ندخل مرشح كالمن الممدد في التمثيل الرقمي عن طريق برمجة MATLAB من أجل تقدير الوسائط الكهربائية ولسرعة الألة اللامتزامنة من أجل ذلك استعملنا نموذج من الدرجة الرابعة لتقدير السرعة و قمنا بتحليل قيمة النتائج المحصل عليها و ذلك بمقارنتها بالنتائج المحصل عليها عن طريق التحكم الشعاعي. ختاماً استعملنا أيضاً نموذج من الدرجة الثانية لتقدير التدفق و الوسائط الكهربائية بواسطة مرشح كالمن الممدد.

الكلمات المفتاحية: التعريف ، الألة اللامتزامنة، مرشح كالمن الممدد.

Résumé

Ce travail traite le problème d'identification des paramètres et de la vitesse de la machine asynchrone triphasée. Tout d'abord, nous avons élaboré le modèle mathématique de Park. Puis nous avons étudié la modélisation de la machine asynchrone. Et nous avons introduit le filtre de Kalman étendu dans la simulation par le logiciel Matlab pour l'estimation des paramètres et de vitesse de la machine asynchrone. Pour cela nous avons utilisé un modèle d'ordre quatre pour estimer la vitesse rotorique et nous avons illustré les performances de filtre de Kalman étendu par la comparaison avec la commande vectorielle qui nécessite l'utilisation d'un capteur de vitesse.

Enfin nous avons montré que le modèle de deuxième ordre et le filtre de Kalman étendu sont bien adaptés pour la détermination du flux rotorique et les paramètres électriques.

Mots-clés : identification, machine asynchrone, filtre de Kalman étendu.

Summary

In this research work we study the identification of parameter and speed of induction motor.

In the first part we have elaborated the Park mathematic model of an induction motor, and then we study the supply model of this system.

After that we have introduced the EKF (Extended Kalman filter) in the simulation by Matlab tools for estimation parameter and speed of an induction motor. In this case, we have used the fourth-order model for speed estimation, and the evaluation of the EKF performance is do by the comparison with the FOC (field oriented control) result.

Finally we have shown that the speed the second-order model and the EKF are adapted to the tracking to the rotor flux and electrical parameter.

Key-words: identification, induction motor, extended Kalman filter.