

**UNIVERSITÉ DU QUÉBEC**

**THÈSE PRÉSENTÉE À  
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES**

**COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DU DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE**

**PAR  
JAMEL GHOULI**

**COMMANDE SANS CAPTEUR D'UNE MACHINE ASYNCHRONE AVEC  
ESTIMATION DE LA VITESSE PAR RÉSEAUX DE NEURONES**

**AVRIL 2005**

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

*À mon épouse Hanane, mes deux garçons Firas et Salem et à la mémoire de ma mère Fatma et mon père Habib.*

## RÉSUMÉ

Les capteurs des variables électriques (courant, tension, flux, couple électromagnétique) ou des variables mécaniques (vitesse de rotation, position angulaire) sont nécessaires pour la commande, l'observation, l'identification, le diagnostic et la protection des variateurs électroniques utilisant des machines électriques. Ils s'avèrent, dans plusieurs applications industrielles, la clef qui garantit des prestations statiques et dynamiques élevées. Cependant, certains capteurs sont coûteux, fragiles et sensibles aux interférences extérieures. Leur suppression devient indispensable et la reconstitution de variables d'état devient de plus en plus utilisée dans les différentes structures de commande dites performantes. L'estimation est basée globalement sur deux approches : celle fondée sur le modèle électromécanique de la machine et celle basée sur l'apprentissage (les concepts de l'intelligence artificielle).

Ce travail de recherche concerne l'estimation de la vitesse d'une machine asynchrone à cage d'écureuil à l'aide de réseaux de neurones multicouches. L'estimation se base sur la mesure des tensions et des courants statoriques et les puissances instantanées active et réactive. Elle est élaborée pour fin de commande vectorielle à flux rotorique orienté sans capteur.

Dans la première partie de ce travail, les modèles dynamiques, les principales stratégies de la commande vectorielle à flux orienté et la commande directe du couple et les techniques d'estimation de la vitesse basées sur la modélisation dynamiques de la machine asynchrone à cage d'écureuil sont rappelés analysés et simulés en utilisant la boîte à outils SimPowerSystems de l'environnement Matlab-Simulink. Ces simulations ont permis de confronter les performances dynamiques des différentes techniques de modélisation et d'estimation préalablement exposées.

Dans la deuxième partie, qui constitue le cœur de cette thèse, on élabore, on modélise et on simule deux familles d'estimateurs de vitesse basés sur les réseaux de neurones : les estimateurs fondés sur les réseaux de neurones bouclés et non-bouclés à apprentissage supervisé en temps, et ceux à apprentissage en ligne basés sur le concept des systèmes avec modèle de référence. Ce dernier classiquement utilise le modèle voltaïque qui intègre les problématiques de

l'intégration mathématique du flux rotorique par une pseudo force électromotrice qui incorpore le terme physique qui fait intervenir la résistance statorique. La valeur de référence calculée de celle-ci est comparée avec son équivalente ajustable issue d'un réseau de neurone pour déduire la vitesse de la machine moyennant un algorithme d'adaptation adéquat.

Les principales contributions dans cette thèse sont : l'ajout des puissances instantanées active et réactive pour enrichir la base d'apprentissage des réseaux de neurones multicouches au lieu des tensions électriques, qui présentent de fortes discontinuités à cause de la nature de l'alimentation par onduleur. Cet artifice a eu pour conséquence de réduire le temps de convergence de l'estimation et d'augmenter la robustesse du RNA et la précision de l'estimateur, le développement d'un réseau de neurones basé sur le concept d'un système adaptatif avec modèle de référence

**Mots clés :** Estimateur, machine asynchrone, réseaux de neurones, commande, observation, commande sans capteur.

## REMERCIEMENTS

Je tiens à adresser mes sincères remerciements à tous ceux qui m'ont aidé et contribué à l'aboutissement de cette thèse, et tout particulièrement :

Monsieur Ngandui Éloi, professeur à l'Université du Québec à Trois-Rivières pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider le jury de soutenance et pour l'intérêt manifeste qu'il a montré pour mes travaux de recherche;

Monsieur Sévigny Anatole professeur à l'Université du Québec à Trois-Rivières, Monsieur Ghribi Mohsen, professeur à l'Université Moncton, Monsieur Beguenane Rachid, professeur à l'Université du Québec à Chicoutimi pour accepter d'être membre de jury et examiner ce travail.

J'adresse ma gratitude à Monsieur Chériti Ahmed, professeur à l'Université du Québec à Trois-Rivières, d'avoir accepté la direction de ma thèse et pour sa rigueur scientifique, son ouverture d'esprit, sa gentillesse et son contact humain exceptionnel.

Je souhaite aussi adresser mes plus sincères remerciements à Monsieur Barrazouk Abelfattah pour son amitié et ses nombreux conseils.

Un grand merci également aux membres du laboratoire de l'électronique de puissance à l'Université du Québec à Trois-Rivières. En particulier, je remercie Jaques, Mustapha, Hamid, Khafallah, Sandali et Nicolas pour leur amitié.

Un grand merci à mes collègues de travail du département de génie électrique de l'Université de Moncton : Messieurs. Azeddine, Duc, Habib et Yassine.

Enfin, une pensée particulière pour mon épouse Hanane qui m'a apporté une aide inestimable, principalement pour son soutien moral pendant plusieurs années, et mes deux enfants Firas et Salem la joie de ma vie.

## TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	iii
REMERCIEMENTS	v
TABLE DES MATIÈRES	vi
LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES TABLEAUX	x
LISTE DES SYMBOLES	xii
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE 1 :	
ÉTAT DE L'ART DE L'ESTIMATION DE LA VITESSE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE À CAGE D'ÉCUREUIL	
1.1 Introduction	4
1.2 Problématique de recherche	6
1.2.1 Mesure directe des variables électromagnétiques	6
1.2.2 Méthodes d'estimation des variables électromagnétiques	8
1.2.2.1 Approches basées sur le modèle dynamique de la machine	8
1.2.2.2 Approches basées sur l'injection d'un signal à haute fréquence	10
1.2.2.3 Approche basée sur les harmoniques d'encoches	11
1.2.2.4 Approches basées sur l'intelligence artificielle	11
1.2.2.5 Estimation de la vitesse par réseaux de neurones	12
1.3 Objectifs de recherche	14
1.3.1 Objectif général	14
1.3.2 Objectifs spécifiques	15
1.4 Originalité et contribution à la recherche	15
1.5 Méthodologie de recherche	16
1.5.1 Modélisation de la machine et des estimateurs à réseaux de neurones	16
1.5.2 Simulation de la machine et de sa commande	16
1.5.3 Étude par simulation des différentes structures d'estimateurs à réseaux de neurones bouclés et non bouclés	17
1.6 Conclusion	17
CHAPITRE 2 :	
MODÉLISATION DYNAMIQUE ET COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE À CAGE D'ÉCUREUIL	
2.1 Introduction	18
2.2 Équations électriques	18
2.2.1 Équations des enroulements	19
2.2.2 Transformation de Park orthogonale et normalisée	21
2.3 Modèles d'état de la machine asynchrone	25
2.3.1 Alimentation en tension	26
2.3.1.1 Modèle d'état en utilisant $\Psi_{ds}, \Psi_{qs}, \Psi_{dr}, \Psi_{qr}$ comme variables d'état	26
2.3.1.2 Modèle d'état en utilisant $\Psi_{ds}, \Psi_{qs}, i_{ds}, i_{qs}$ comme variables d'état	26

2.3.1.3	Modèle d'état en utilisant $i_{ds}, i_{qs}, i_{dr}, i_{qr}$ comme variables d'état	28
2.3.1.4	Modèle d'état en utilisant $i_{ds}, i_{qs}, \Psi_{dr}, \Psi_{qr}$ comme variables d'état	29
2.3.2	Alimentation en courant	31
2.3.2.1	Modèle d'état en utilisant $\Psi_{dr}, \Psi_{qr}$ comme variables d'état	31
2.3.2.2	Modèle d'état en utilisant $i_{dr}, i_{qr}$ comme variables d'état	31
2.3.2.3	Modèle d'état en utilisant $\Psi_{ds}, \Psi_{qs}$ comme variables d'état	31
2.4	Équations mécaniques	32
2.5	Choix de référentiels	34
2.5.1	Référentiel fixe par rapport au stator	34
2.5.2	Référentiel fixe par rapport au rotor	35
2.5.3	Référentiel fixe par rapport au champ tournant	36
2.6	Simulation dans un référentiel fixe par rapport au stator	36
2.7	Commande vectorielle de la machine asynchrone	42
2.7.1	Principe	42
2.7.2	Orientation et régulation du flux	43
2.7.3	Alimentation en tension avec orientation du flux rotorique	44
2.7.3.1	Commande indirecte du flux rotorique par imposition du courant statorique	44
2.7.3.2	Commande directe du flux rotorique d'une machine asynchrone alimentée en tension	49
2.7.3.3	Découplage par compensation	50
2.8	Conclusion	52

### CHAPITRE 3 :

#### ESTIMATION DE LA VITESSE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE À CAGE D'ÉCUREUIL PAR LES MÉTHODES BASÉES SUR LA MODÉLISATION DYNAMIQUE

3.1	Introduction	54
3.2	Estimateurs en boucle ouverte	55
3.2.1	Estimateur statique du glissement et de la vitesse de rotation pour les applications à faibles performances	55
3.2.2	Estimateurs dynamiques pour les applications moyennes performances	55
3.2.2.1	Estimateur de vitesse dans un repère stationnaire lié au stator : cas 1	56
3.2.2.2	Estimateur de vitesse dans un repère stationnaire lié au stator : cas 2	56
3.2.2.3	Estimateur de vitesse dans un repère stationnaire lié au stator : cas 3	59
3.2.2.4	Méthode d'estimation basée sur la commande vectorielle à flux orienté	60
3.4	Méthode d'estimation basée sur la commande directe du couple et du flux	62
3.5	Estimation de la vitesse d'une machine asynchrone par observateurs d'état déterministes	63
3.5.1	État de l'art	63
3.5.2	Estimation de la vitesse par observateur adaptatif déterministe	66
3.5.2.1	Modélisation de l'observateur	67
3.5.2.2	Résultats de simulation et études des performances de l'observateur	70
3.6	Estimation par un système adaptatif avec modèle de référence (SAMR)	73
3.7	Techniques d'estimation avec adaptation des paramètres	75
3.8	Estimation à l'aide d'observateurs optimisant un critère statistique	76
3.8.1	Généralités	76
3.8.2	Application du filtre de Kalman étendu à l'estimation de la vitesse de rotation	



d'une machine asynchrone	78
3.8.3 Simulation d'une commande vectorielle à flux rotorique orienté basée sur un filtre de Kalman	80
3.8.4 Résultats de simulation	82
3.9 Conclusion	83

## CHAPITRE 4 :

### ESTIMATION DE VITESSE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE À CAGE D'ÉCUREUIL À L'AIDE DE RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

4.1 Introduction	86
4.2 Classification des approches existantes sur l'estimation de vitesse	86
4.3 Estimation de la vitesse par des réseaux multicouches à apprentissage hors ligne	88
4.3.1 Rappel	88
4.3.2 Aspect dynamique des estimateurs e vitesse par réseaux de neurones	89
4.3.2.1 Discrétisation du flux statorique à l'aide de l'équation d'Euler arrière	89
4.3.2.2 Discrétisation du flux statorique à l'aide de la transformée bilinéaire	91
4.3.2.3 Discrétisation de la vitesse de rotation	92
4.3.3 Intérêt de la méthode	94
4.3.4 Méthode d'entraînement et de validation de l'estimateur RNA	96
4.3.4.1 Génération et réparation des données d'apprentissage	96
4.3.4.2 Choix de l'architecture du réseau de neurones	97
4.3.4.3 Choix de l'algorithme d'adaptation	98
4.3.4.4 Indices de performance des réseaux de neurones utilisés	100
4.3.5 Présentation des résultats de simulation	100
4.3.5.1 Topologies des réseaux étudiés	100
4.3.5.2 Résultats de simulation	102
4.3.5.3 Analyse des performances	109
4.3.5.4 Études de la robustesse de l'estimateur	110
4.3.5.5 Analyse comparative des résultats	113
4.3.5.6 Conclusion	113
4.4 Estimateur à réseaux de neurones intégrés dans un système adaptatif avec modèle de référence à apprentissage en ligne	114
4.4.1 Méthode basée sur les flux rotoriques	114
4.4.2 Nouvelle méthode basée sur la force électromotrice arrière	116
4.4.2.1 Présentation de la méthode	116
4.4.2.2 Présentation des résultats de simulation	121
4.4.2.3 Analyse comparative avec d'autres algorithmes	123
4.5 Conclusion	123

CONCLUSION GÉNÉRALE	125
---------------------	-----

BIBLIOGRAPHIE	127
---------------	-----

ANNEXE A	135
----------	-----

ANNEXE B	145
----------	-----

ANNEXE C	156
----------	-----

ANNEXE D	159
----------	-----

## Liste des figures

Figure 2.1	Représentation des enroulements statoriques et rotoriques de la machine	20
Figure 2.2	Repérage angulaire des systèmes d'axes	21
Figure 2.3	Schéma de simulation de la machine asynchrone alimentée en tension	36
Figure 2.4	Les différents modèles Simulink de la machine	36
Figure 2.5	Bloc de calcul des courants statoriques et rotoriques	37
Figure 2.6	Résultats de simulation pour un fonctionnement dans les quatre quadrants	40
Figure 2.7	Modèle de simulation réalisé avec les blocs du SimPowerSystems	41
Figure 2.8	Formes d'onde des courants statoriques, du couple électromagnétique $T_{em}$ et de la vitesse de rotation $\omega_m$	41
Figure 2.9	Modèle Simulink d'une commande vectorielle à flux rotorique orienté avec imposition du courant	46
Figure 2.10	Contenu du bloc "Élaboration de la commande"	47
Figure 2.11	Formes d'ondes de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté	48
Figure 2.12	Modèle Simulink d'une commande vectorielle directe à flux rotorique orienté d'une machine asynchrone alimentée en tension	51
Figure 2.13	Performance de la commande vectorielle directe à flux rotorique orienté	52
Figure 3.1	Modèle Simulink de l'estimateur de vitesse basé sur l'équation (3.8)	58
Figure 3.2	Résultats de simulation d'un estimateur basé sur la formule 3.8	59
Figure 3.3	Commande vectorielle sans capteur de vitesse à flux rotorique orienté avec imposition de courant	61
Figure 3.4	Principe de la commande directe du couple	63
Figure 3.5	Schéma en bloc d'un observateur déterministe adaptatif	70
Figure 3.6	Modèle Simulink de l'observateur déterministe	71
Figure 3.7	Modèles Simulink des sous-blocs : (a) Gains, (b) Matrice A et (c) Estimateur de vitesse	71
Figure 3.8	Courbe de la vitesse réelle, de la vitesse estimée et de l'erreur d'observation	72
Figure 3.9	Modèle Simulink d'une stratégie de commande sans capteur avec un estimateur à filtre de Kalman	82
Figure 3.10	Fonctionnement en boucle fermée d'un variateur avec un estimateur à filtre de Kalman	83
Figure 4.1	Principe d'apprentissage d'un réseau de neurones	95
Figure 4.2	Profils de consigne	103
Figure 4.3	Modèle SIMULINK de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté basée sur un estimateur à réseau de neurones	104
Figure 4.4	Modèle Simulink de l'estimateur de vitesse à réseaux de neurones	104
Figure 4.5	Vitesse de rotation réelle	106
Figure 4.6	Vitesse estimée par les différents réseaux et erreurs typiques.	109
Figure 4.7	Fonctionnement pour une variation de la résistance statorique de 50%	111
Figure 4.8	Réponse du réseau S3 pour une variation de +100% dans les résistances rotorique et statorique	112
Figure 4.9	Estimation du flux rotorique basée sur SAMR en utilisant un RNA	114
Figure 4.10	Estimation de la vitesse basée sur SAMR en utilisant un RNA	117
Figure 4.11	Représentation d'un estimateur de la vitesse de rotation par un réseau	

de neurones	119
Figure 4.12 Commande vectorielle indirecte avec estimateur à réseau de neurones en ligne	121
Figure 4.13 Réponse en vitesse pour l'estimateur à apprentissage en ligne	117

## Liste des tableaux

Tableau 4.1 Principales topologies des réseaux étudiés	102
Tableau 4.2 Indices de performance des principales topologies étudiées	105

## Liste des symboles

$s, r$	: indices respectifs du stator et du rotor
$P$	: nombre de pôles
$R_s, l_s$	: résistance et inductance propre d'une phase statorique
$R_r, l_r$	: résistance et inductance propre d'une phase rotorique
$L_s = l_s - M_s$	: inductance cyclique statorique
$L_r = l_r - M_r$	: inductance cyclique rotorique
$M = \frac{3}{2} M_{sr}$	: inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor
$L_{os} = l_s + 2M_s$	: inductance homopolaire statorique
$L_{or} = l_r + 2M_r$	: inductance homopolaire rotorique
$\tau_s = \frac{L_s}{R_s}$	: constante de temps statorique
$\tau_r = \frac{L_r}{R_r}$	: constante de temps rotorique
$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$	: coefficient de fuite total
$J$	: moment d'inertie total du système
$\beta$	: coefficient de frottement visqueux
$v_s$	: tension d'alimentation statorique
$v_{ds}, v_{qs}$	: tensions statoriques selon l'axe d et l'axe q
$i_s$	: courant dans les enroulements statoriques
$i_{ds}, i_{qs}$	: courants statoriques selon l'axe d et l'axe q
$i_{dr}, i_{qr}$	: courants rotoriques selon l'axe d et l'axe q
$\psi_{ds}, \psi_{qs}$	: flux statoriques selon l'axe d et l'axe q
$\psi_{dr}, \psi_{qr}$	: flux rotoriques selon l'axe d et l'axe q
$\psi_s, \psi_r, \psi_m$	: flux statorique, rotorique et de magnétisation respectivement
$T_{em}$	: couple électromagnétique
$T_L$	: couple de charge

- $\omega_e$  : pulsation électrique des courants statoriques
- $\omega_r$  : pulsation électrique des courants rotoriques
- $\omega_m$  : vitesse mécanique de la machine
- $\hat{\Psi}_{dr}$  : flux rotorique estimé

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

Dans le développement des stratégies de commande ou d'optimisation énergétique des machines à courant alternatif, reconstruire les grandeurs non observables (flux du stator, du rotor ou d'entrefer) et/ou que l'on ne souhaite pas mesurer pour des raisons économiques (vitesse, position, couple), représente aujourd'hui la difficulté majeure. En effet, quel serait l'intérêt de poursuivre la recherche dans la synthèse de lois de commande ou d'optimisation plus performantes, si une estimation peu précise peut dégrader très rapidement les performances statiques et dynamiques de l'asservissement, et engendrer plus de consommation au lieu de minimiser les différentes pertes.

Pour la machine asynchrone à cage d'écureuil qui compte parmi les machines à courant alternatif les plus robustes et la moins dispendieuse, la connaissance de son état est d'une grande importance, que ce soit pour la synthèse d'une loi de commande, pour le calcul du rendement ou pour l'élaboration d'une stratégie de diagnostic et de détection de défaillances. La mesure directe du couple, du flux, de la pulsation rotorique, de la vitesse de rotation, de la position ou de l'accélération par capteurs mécaniques ou optoélectroniques est souvent inadéquate et représente un inconvénient majeur pour des raisons techniques (flux, couple) ou pour des problèmes de coût, de maintenance, de sécurité et de fiabilité (vitesse, accélération, position et angle d'orientation). Dans ces conditions, il est nécessaire de reconstruire l'état de la machine à partir des tensions et des courants statoriques facilement mesurables ou estimables.

Les techniques d'estimation de ces différentes grandeurs peuvent être classifiées en trois principaux groupes : le premier inclut les estimateurs basés sur le modèle dynamique de la machine. Le deuxième fait appel aux techniques de traitement de signal. Le troisième est basé sur les techniques de l'intelligence artificielle (réseaux de neurones, logique floue, algorithme génétique). Dans les trois méthodes, les variables d'état peuvent être reconstituées par des estimateurs utilisés en boucle ouverte ou des estimateurs en boucle fermée. Ces derniers, souvent appelés observateurs d'état, corrigent les variables estimées.

L'estimation en boucle ouverte conduit à la mise en œuvre d'algorithmes simples et rapides. Cependant, les performances dynamiques de ce genre d'estimateur dépendent des modes propres de la machine. De plus, ces estimateurs sont sensibles à la variation des paramètres (résistance statorique et rotorique, inductance mutuelle, coefficient de fuite) et mécaniques (moment d'inertie, frottement) de la machine. Les paramètres sont affectés par la température, la saturation, la fréquence de fonctionnement et le point d'opération. Les paramètres mécaniques varient avec le vieillissement et dépendent de l'entretien de la machine. Cette sensibilité peut affecter considérablement la convergence, la précision de l'estimation et sa robustesse. Quant aux observateurs d'état, ils permettent de reconstruire les variables d'état à partir des grandeurs électriques. Ils assurent en général une meilleure dynamique, une meilleure précision et ils sont robustes par rapport aux variations des paramètres de la machine. Cependant, ils sont affectés par les erreurs de modélisation et le bruit, et ils sont souvent plus complexes à concevoir et à réaliser.

On distingue les observateurs d'état classiques déterministes et stochastiques qui sont basés sur le modèle dynamique de la machine et les observateurs à réseaux de neurones dynamiques ou bouclés fondés sur l'apprentissage. Les observateurs déterministes sont plus sensibles au bruit de mesure et possèdent une erreur en régime permanent. Les observateurs stochastiques sont plus performants, moins sensibles au bruit, mais plus complexes à concevoir et à réaliser. Les observateurs à réseaux de neurones semblent posséder une meilleure réponse, requièrent des modifications simples pour assurer l'adaptation aux variations paramétriques et une bonne robustesse sans recourir à un mécanisme d'adaptation en ligne. Cependant, leur exploitation pratique demeure encore un défi.

## **Organisation de la thèse**

Cette thèse est organisée en 4 chapitres, une conclusion et 4 annexes.

Le chapitre 1 on présentera l'état de l'art de l'estimation de la vitesse de la machine asynchrone. La problématique, les objectifs et la méthodologie de recherche seront aussi abordés.

Le chapitre 2 abordera la modélisation dynamique de la machine asynchrone à cage d'écurie. Les principaux modèles d'état pour l'alimentation en tension et l'alimentation en



courant seront élaborés dans un repère dq quelconque. Les différents repères et le modèle mécanique seront rappelés. On présentera aussi un court rappel sur la commande vectorielle directe et indirecte.

Le chapitre 3 couvrira les principales méthodes d'estimation de vitesse de rotation d'une machine asynchrone. On y exposera les différentes approches basées sur le modèle dynamique et on simulera les principaux estimateurs représentant des caractéristiques particulières.

Le chapitre 4 constitue le noyau de ce travail de recherche. Dans un premier temps, on élaborera les différents modèles des estimateurs basés sur les réseaux de neurones. On exposera les méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones. On décrira l'approche de préparation de la base d'apprentissage et les différents algorithmes d'entraînement. On étudiera la convergence, la précision et la robustesse de plusieurs observateurs. Enfin, une stratégie de commande sans capteur de vitesse basée sur les réseaux de neurones sera évaluée par la simulation dans l'environnement Matlab et les résultats seront présentés et analysés.

Dans la dernière partie de cette thèse, on conclura sur l'ensemble des travaux et on exposera les perspectives futures.

# CHAPITRE 1

## ÉTAT DE L'ART DE L'ESTIMATION DE LA VITESSE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE À CAGE D'ÉCUREUIL

### 1.1 Introduction

Depuis quelques années, le champ d'application des systèmes d'entraînement électromécaniques à vitesse variable (variateurs électroniques) s'élargit de jour en jour. Plus particulièrement, la commercialisation éminente des véhicules électriques fiables et respectueux de l'environnement donnera un grand élan à ces variateurs. Ces derniers sont des systèmes pluridisciplinaires et regroupent un grand nombre de domaines. Plus précisément, un système d'entraînement à vitesse variable se compose de quatre parties distinctes : le convertisseur électromécanique (l'actionneur électrique), les convertisseurs statiques (la partie électronique de puissance), les capteurs électromécaniques, électroniques ou optiques et les circuits de traitement, de protection et de surveillance. L'électronique de puissance fournit l'alimentation en tension ou en courant à fréquence fixe ou variable. Les capteurs mesurent les variables électriques ou mécaniques et transmettent les informations aux circuits de traitement. Ces derniers génèrent les impulsions de commande des interrupteurs électroniques du convertisseur statique en tenant compte des références de commande, des informations délivrées par les capteurs et des divers algorithmes de contrôle. L'ensemble machine-alimentation-commande vise à améliorer les performances statiques et dynamiques du système d'entraînement, à optimiser sa consommation énergétique, à réduire son prix et à augmenter sa fiabilité [1-4].

Actuellement, plusieurs machines électriques sont utilisées comme actionneurs électriques. Elles vont des machines à structure simple (les machines à réluctance variable) aux machines à structure complexe (les machines synchrones et asynchrones à plusieurs enroulements statoriques et rotoriques). En particulier, la machine asynchrone à cage d'écureuil, de par sa robustesse mécanique, la simplicité de sa structure, son poids, sa taille (un bon rapport couple/volume), sa maintenance réduite (sans collecteur et sans balais) et son faible coût, s'est imposée dans de nombreux domaines (traction et propulsion électrique, pompage, ventilation, etc.). De ce fait, une grande importance a été accordée à son

fonctionnement dans différents modes : démarrage, freinage, inversion de sens de rotation et à sa commande aussi bien en boucle ouverte qu'en boucle fermée.

Certes, la machine asynchrone possède de nombreux avantages fortement appréciables. Cependant, elle exige un processus rigoureux de commande et d'observation. En effet, premièrement elle possède un modèle multivariable et non linéaire qui peut devenir non observable aux basses vitesses. Plus de détails sur l'observabilité de la machine asynchrone à cage d'écurie sont fournis dans l'annexe A. La variation de la vitesse ou de la position passe obligatoirement par le contrôle du couple électromagnétique. La commande du flux ne peut être découplée de celle du couple que par une stratégie de commande appropriée. Deuxièmement, pour rendre variable sa vitesse, la machine asynchrone nécessite une alimentation triphasée variable en amplitude et en fréquence, des techniques de réglage propres et des circuits de traitement assez complexes. Troisièmement, dans le cas d'une alimentation en tension, lorsqu'une augmentation du couple est requise par une augmentation du glissement, le flux diminue. Pour maintenir ce flux constant, la tension d'alimentation des enroulements statoriques doit varier proportionnellement à la fréquence d'alimentation [3, 4].

Avec une alimentation à fréquence et à tension variables, la régulation en boucle ouverte de cette machine peut aboutir à un variateur de vitesse satisfaisant quand elle doit fonctionner à couple nominal dans des conditions peu sévères sur l'équipement de régulation. Par contre, quand le système d'entraînement requiert une réponse dynamique plus rapide et un réglage de vitesse ou de couple plus précis, la régulation en boucle ouverte deviendra insatisfaisante. Le fonctionnement en boucle fermée reste le seul moyen puisqu'il a un effet important sur les performances globales du système d'entraînement.

Si on ne cherche pas une dynamique élevée, la commande de la machine asynchrone est réalisable par l'action sur la pulsation ou sur les valeurs efficaces des tensions et des courants statoriques. Les lois de commande propres à ce type de contrôle découlent de considérations sur les expressions issues du régime permanent. Elles sont désignées par commande scalaire. Pratiquement, elles peuvent parfois suffire, notamment dans le cas de charges à forte inertie, mais leurs performances se dégradent au fur et à mesure que la fréquence de l'alimentation diminue. Aux très basses vitesses, la commande devient quasi inutilisable puisque des oscillations transitoires apparaissent dans le couple. Par conséquent, la mesure ou l'estimation des variables de commande devient médiocre. Si on cherche une

bonne dynamique, il est indispensable de contrôler les valeurs instantanées des grandeurs électriques. Les lois de commande correspondant à ce mode dynamique sont alors rassemblées sous le nom de commande vectorielle ou encore de commande vectorielle à flux orienté. Cette stratégie de contrôle assure un découplage de la commande et une souplesse de réglage analogue à celle des entraînements basés sur les machines à courant continu [2-7]. Pour obtenir des prestations dynamiques élevées, d'autres approches sont aussi utilisées [2]. On peut notamment citer : la commande directe du couple, la commande non linéaire, la commande adaptative, la commande optimale et la commande intelligente.

Des informations souvent précises sur des grandeurs telles que le flux, le couple, la vitesse de rotation, la position, l'accélération, la pulsation de glissement sont sollicitées par différentes stratégies de commande, de détection de défauts, d'optimisation et de gestion énergétique. Il convient d'étudier les techniques de mesure ou d'estimation de ces grandeurs avant d'aborder la commande proprement dite. Il est intéressant de connaître les problèmes associés à l'acquisition de cette information pour pouvoir contribuer dans ce domaine.

## **1.2 Problématique de recherche**

### **1.2.1 Mesure directe des variables électromagnétiques**

Tel que mentionné, plusieurs stratégies de contrôle, de détection de défauts et de gestion énergétique exigent de l'information sur certaines grandeurs fondamentales telles que les flux, le couple électromécanique, la pulsation rotorique, la vitesse de rotation, etc. La mesure directe de ces grandeurs de commande par capteurs électromécaniques ou optoélectroniques représente un inconvénient majeur pour le système d'entraînement de cette machine [3-4]. En effet, certaines d'entre elles ne sont pas mesurables à l'aide de capteurs mécaniques (par exemple, la pulsation rotorique dans une machine à cage) et d'autres sont souvent difficilement accessibles pour des raisons techniques (flux, couple) ou pour des problèmes de coût, de maintenance, de sécurité et de fiabilité (vitesse, position, accélération).

Ainsi, pour le flux (statorique, rotorique ou d'entrefer), les capteurs doivent être prévus lors de la construction de la machine. De plus, les signaux fournis par ces capteurs doivent être en général traités, et leur bande passante provoque de mauvaises performances dynamiques. Pour la mesure du couple, on arrive aux mêmes constatations. En raison des

coûts additionnels, l'installation de capteurs de couple ne se justifie que sur des systèmes de moyenne ou de grande puissance.

La mesure de la vitesse peut être effectuée à l'aide d'un tachymètre à courant continu (génératrice cc) ou à courant alternatif (génératrice ca) ou à l'aide de capteurs optiques de préférence haute résolution. Les tachymètres sont peu robustes, coûteux et leur signal est fortement bruité (surtout si le nombre d'encoches est réduit). En outre, ils doivent supporter des environnements très contraignants (température, vibration, poussière). Les capteurs optiques, même de bonne qualité, utilisés dans une grande plage de vitesse, perdent de leur précision et de leur linéarité aux basses vitesses. De plus, ces capteurs requièrent un ajustement minutieux sur l'arbre de la machine. Par conséquent, l'obtention par mesure directe de la vitesse de rotation augmente la sensibilité au bruit, diminue la performance et la fiabilité de la commande, et augmente le coût global du système d'entraînement. Une étude sommaire sur ces différentes techniques de mesure directe de la vitesse de rotation se trouve dans l'annexe B.

Plusieurs travaux de recherche ont révélé des problèmes liés à l'emploi de la mesure directe pour déterminer les grandeurs fondamentales telles que les flux, le couple électromécanique, la vitesse de rotation ou la position d'une machine asynchrone. Par la suite, une intense recherche a été amorcée afin de les estimer à partir des variables électriques facilement mesurables (courants ou tensions) et sans utiliser de capteurs électromécaniques ou optoélectroniques. Le but visé, dans le cas de la machine asynchrone à cage d'écureuil, est de développer des stratégies de commande de hautes performances et parfois de réaliser le diagnostic des défauts et l'optimisation énergétique du système d'entraînement.

## **1.2.2 Méthodes d'estimation des variables électromagnétiques**

Les différentes méthodes d'estimation des variables électromagnétiques de la machine asynchrone peuvent être classifiées en trois catégories : les techniques basées sur le modèle dynamique de la machine, les techniques basées sur le traitement de signal et les techniques fondées sur les concepts de l'intelligence artificielle.

### **1.2.2.1 Approches basées sur le modèle dynamique de la machine**

Dans ces approches, l'estimation des variables électromagnétiques (flux, vitesse, position) est basée sur plusieurs techniques telles que le calcul de la pulsation de glissement en régime établi [1-4], le calcul direct à partir des équations dynamiques de la machine [3-4], la régression linéaire [5], les systèmes adaptatifs avec modèle de référence (SAMR) [4], les observateurs d'état déterministes et stochastiques (filtre de Kalman) [6]. Dans le chapitre 3, on présentera une étude non exhaustive sur les différentes méthodes d'estimation de la vitesse de rotation basées sur le modèle dynamique de la machine. Ces techniques d'estimation, utilisées dans les stratégies de commande sans capteur de vitesse, souffrent d'une grande faiblesse commune. Elles sont fondées sur le modèle électromécanique de la machine. Ce modèle peut être trop simpliste ou à l'inverse assez complexe, mais il demeure toujours approximatif. Il est surtout sensible aux variations des paramètres électromagnétiques et mécaniques de la machine. Les paramètres électromagnétiques sont affectés par la température, la saturation magnétique, la fréquence de fonctionnement et le point d'opération [1-2, 7]. Les paramètres mécaniques sont modifiés par le vieillissement et l'entretien de la machine. Dans la régulation ou l'estimation de la vitesse, du flux ou du couple, cette sensibilité provoque, en régime établi, des erreurs et des oscillations en régime transitoire. Par exemple, aux basses vitesses, la variation de la résistance statorique réduit le couple maximal que la machine peut développer. La variation de la résistance rotorique modifie la constante de temps rotorique et engendre la dégradation de la réponse des correcteurs comme dans le cas de la commande vectorielle à flux rotorique orienté [8-10].

Dans la stratégie d'estimation de la pulsation de glissement, la fréquence de commutation du convertisseur alimentant la machine est réglée en déterminant la fréquence de glissement à partir des paramètres de la machine et des courants statoriques. La vitesse de la machine est indirectement calculée à l'aide de la fréquence de glissement. Cet estimateur, bien qu'il conduise à des algorithmes simples et rapides, est peu robuste. Il est utilisé uniquement en régime nominal car il donne des résultats médiocres en régime dynamique [11, 12].

Dans la technique de commande directe du couple, dont le principe est basé sur l'utilisation d'un contrôleur à hystérésis produisant une sortie à modulation de largeur d'impulsion optimale, les valeurs instantanées du flux statorique et du couple sont calculées seulement à l'aide des tensions et des courants statoriques. Elle se caractérise par une réponse rapide du couple et des faibles pertes de commutation. Cependant, en plus de la variation de

la résistance statorique, les problèmes liés à l'intégration dans l'établissement du flux, particulièrement aux basses vitesses, sont des facteurs importants qui limitent les performances du système [13, 14].

Dans le calcul direct basé sur les équations électriques statoriques ou rotoriques, on aboutit à plusieurs expressions donnant la vitesse de rotation. Ces formules contiennent plusieurs intégrateurs et des différenciateurs. À cause des problèmes de conditions initiales et de la saturation, les intégrateurs ont été remplacés par des filtres passe-bas ou des filtres en cascade programmables. Cependant, ces filtres imposent certaines limites aux performances des estimateurs surtout aux basses vitesses. En outre, les performances dynamiques de ces estimateurs ne sont pas avantageuses [8, 15].

L'estimation de la vitesse de rotation à l'aide de la régression linéaire a été rapportée dans les références [16, 17]. L'algorithme de la régression linéaire est simple à implanter en temps réel. Un des inconvénients de cette approche est que l'intégration et la dérivation des signaux sont requises. Dans la référence [18], un filtre et un algorithme à moindre carré ont été utilisés pour estimer la vitesse de rotation, le glissement et le flux rotorique. Les résultats rapportés montrent que l'estimation de la vitesse est fortement affectée par la résistance statorique surtout aux basses vitesses. La résistance rotorique a été trouvée cruciale lorsque le couple est élevé [18].

Dans le cas du système adaptatif avec modèle de référence (SAMR), on compare les sorties de deux modèles distincts. Le premier est considéré comme un modèle de référence et n'implique pas la variable à estimer. L'autre représente le modèle ajustable et il contient la variable à estimer. L'erreur obtenue entre les sorties des deux modèles est utilisée pour déterminer un mécanisme d'adaptation convenable pour le modèle ajustable. La vitesse est ainsi déterminée à partir de l'erreur résultante entre les deux modèles. Cette technique est peu sensible aux variations des paramètres de la machine. Néanmoins, le fonctionnement du système aux basses vitesses n'est pas acceptable [7-8, 19]. Des travaux de recherche sont actuellement en cours pour élaborer des observateurs d'état non linéaires et adaptatifs.

Dans les méthodes d'estimation de la vitesse par observateur d'état déterministe, il est parfois préférable de disposer des équations de la machine sous forme d'équations d'état linéaires, ce qui implique soit une linéarisation des équations réelles autour d'un point de

fonctionnement, soit une décomposition du système en sous-systèmes qui sont définis par des constantes de temps très différentes. La non-linéarité principale vient des termes bilinéaires (produit courant-vitesse). Les composantes du flux rotorique sont estimées par un observateur d'état, parfois adaptatif, et on en déduit la vitesse. Les observateurs d'état possèdent une excellente dynamique, et donnent des résultats assez précis, mais, la faible robustesse vis-à-vis des variations des paramètres de la machine représente leur inconvénient majeur. En plus, dans plusieurs cas, ils sont conçus par tâtonnement (méthodes d'essai et erreur) [7, 8, 21-29].

Le filtre de Kalman, étant un observateur stochastique, a été employé avec succès pour estimer la vitesse et les flux. Mais ce filtre peut présenter des problèmes de convergence qui limitent notablement son utilisation. Il est trop sensible aux variations des paramètres électromagnétiques et mécaniques. Il manque donc de robustesse et il est gourmand en temps de calcul et difficile à implanter [30, 31].

En résumé, les estimateurs basés sur le modèle de la machine donnent des résultats acceptables dans certains cas, mais leurs performances statiques et dynamiques varient d'une approche à l'autre. Ils sont sensibles aux variations paramétriques et ils sont limités en raison des erreurs de modélisation et approximations parfois abusives [32, 33].

#### **1.2.2.2 Approches basées sur l'injection d'un signal à haute fréquence**

Cette technique consiste à injecter un signal à haute fréquence sur les tensions statoriques basse fréquence. Vu la saillance du rotor de la machine, les signaux injectés génèrent des courants à haute fréquence modulés en amplitude. Le comportement de la machine n'est pas trop affecté par ces courants. Pour extraire l'information sur la position du rotor, on démodule le signal (la tension statorique) à haute fréquence HF.

Cette technique nécessite des fréquences de commutation du convertisseur statique élevées afin d'injecter des signaux HF dont la fréquence varie entre 1 et 4 kHz [34, 35]. Les auteurs qui ont proposé cette technique ne spécifient pas les problèmes liés à des fréquences de hachage plus faibles utilisées en moyenne et en grande puissance. L'inconvénient de cette méthode réside dans l'estimation du courant additionnel, effectué à partir des mesures disponibles au stator et des paramètres de la machine. La robustesse de l'estimation n'est pas donc garantie et la plage des variations de la vitesse n'a pas été étudiée.



### **1.2.2.3 Approche basée sur les harmoniques d'encoches**

La technique d'estimation basée sur les harmoniques d'encoches est naturelle et relativement simple. Elle consiste à analyser le contenu spectral des courants statoriques pour estimer la fréquence de certaines raies comportant l'information de vitesse [36]. Cette méthode ne dépend que de la géométrie du moteur (nombre d'encoches au stator ou de barres au rotor). Elle demeure insensible aux variations paramétriques tels que les résistances et les inductances. Ce qui représente un avantage majeur par rapport aux méthodes basées sur le modèle dynamique de la machine. Cependant, cette technique exige des circuits de filtrage complexes et ses performances dynamiques sont moyennes [16-19].

### **1.2.2.4 Approches basées sur l'intelligence artificielle**

Durant ces dernières années, plusieurs chercheurs tentent de reconstruire l'état de la machine en se basant sur les concepts de l'intelligence artificielle : la logique floue, les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones artificiels. À la connaissance de l'auteur, il n'y a pas d'étude qui traite l'estimation de la vitesse d'une machine asynchrone en se basant sur la logique floue et les algorithmes génétiques de la façon prévue dans cette thèse.. Par contre, il existe quelques travaux sur l'estimation de la vitesse [37-39] et d'autres variables [40-45] par réseaux de neurones artificiels.

L'estimation par des réseaux de neurones artificiels est fondée sur l'apprentissage au lieu de la modélisation. En effet, les réseaux de neurones sont des approximateurs universels parcimonieux. Ils possèdent une capacité de calcul en parallèle extrêmement rapide, une excellente capacité de généralisation et des caractéristiques de tolérance aux défauts [34, 35]. Ils pourraient, suite à un apprentissage adéquat, estimer avec précision les variables d'état ou identifier les paramètres de plusieurs systèmes linéaires ou non linéaires et particulièrement la machine asynchrone. De plus, suite à un enrichissement à la base d'apprentissage, ils permettent, si nécessaire, de tenir compte des variations des paramètres électromagnétiques et mécaniques et améliorer ainsi la robustesse de l'estimation [44].

Dans la référence [40], un réseau de neurones statique multicouche a été utilisé pour estimer la composante en quadrature ( $i_{qs}$ ) du courant statorique à partir de la vitesse de

rotation et du couple de charge. La vitesse de rotation est mesurée par un encodeur optique. La variable estimée est employée dans une commande vectorielle indirecte avec imposition du courant.

Dans la référence [41], une commande optimale de la machine asynchrone a été présentée. Dans cette stratégie de commande, un réseau de neurones multicouche statique estimait les deux composantes directe et en quadrature du courant statorique et la pulsation du glissement. Les variables d'entrée du réseau sont les tensions, les courants et la fréquence statoriques ainsi que le déphasage entre les courants et les tensions statoriques. Un pré-traitement est nécessaire pour évaluer la fréquence et le déphasage.

Les références [42, 43] présentent l'estimation des signaux de commande à l'aide d'un réseau de neurones multicouche (deux couches cachées) statique. Le réseau de neurones reçoit, à ses entrées les signaux électriques (courants et flux statoriques) de la machine et donne, à la sortie, le couple et le vecteur unitaire d'orientation ( $\cos\theta_e$  et  $\sin\theta_e$ ). Ces données sont alors utilisées dans une commande vectorielle directe à flux statorique orienté. L'entraînement du réseau a exigé plus d'un million d'itérations. En plus, un filtre programmable a été utilisé pour évaluer les composantes du flux statorique, et un filtre passe-bas à faible constante de temps a été employé pour filtrer les oscillations présentes sur les variables estimées.

Dans la référence [45], on trouve deux réseaux de neurones multicouches statiques dans une commande vectorielle indirecte. Un premier réseau est utilisé pour reconstruire le modèle électromagnétique de la machine (courants statoriques et flux rotoriques). L'autre réseau est employé comme contrôleur. La vitesse angulaire de rotation est mesurée par un tachymètre.

#### **1.2.2.5 Estimation de la vitesse par réseaux de neurones**

L'estimation de la vitesse par réseaux de neurones peut être classifiée en trois méthodes :

- La première méthode a été présentée pour la première fois dans la référence [37]. Elle est fondée sur le concept des systèmes adaptatifs avec modèle de référence. Le modèle de référence implante l'équation d'état du flux rotorique (ne renferme pas la vitesse). Le réseau dynamique simple à deux couches joue le rôle du modèle d'adaptation. Il est utilisé pour avoir la vitesse de rotation proportionnelle à un poids approprié. L'apprentissage se

fait en ligne. Cet estimateur est peu robuste, puisque le modèle de référence est affecté par la résistance statorique et le réseau lui-même dépend de la constante de temps rotorique. En plus, il requiert une intégration pour déterminer le flux pour le modèle de référence. Vu les problèmes de dérive, l'intégrateur a été remplacé par un filtre programmable. Ce filtre limite les performances de l'estimateur aux basses vitesses.

- 
- La deuxième méthode a été présentée dans la référence [38]. C'est une méthode plus directe. Elle utilise deux réseaux de neurones qui évaluent le numérateur et le dénominateur (ayant des singularités) d'une expression reliant la vitesse de rotation aux variables statoriques. Ces variables sont prétraitées, puisqu'elles subissent une intégration et une différentiation avant d'être transmises aux réseaux. En plus, les deux réseaux requièrent 80 neurones, une énorme base d'apprentissage et 5 millions d'itérations avant de converger. En outre, la vitesse estimée est filtrée numériquement avant d'être utilisée. Ceci rend la réalisation pratique assez coûteuse voire impossible (surtout à cause de singularités) par des circuits électroniques conventionnels.
- La troisième méthode est une approche indirecte plus générale [39]. À part la normalisation, aucun prétraitement des données n'est requis. Elle utilise des réseaux de neurones multicouches statiques ou non bouclés. La vitesse de rotation est directement présente à la sortie du réseau (apprentissage supervisé). L'apprentissage de ces réseaux se base seulement sur les tensions et les courants statoriques recueillis à partir du modèle approximatif de la machine. Cependant, la variable estimée est bruitée et exige un filtrage. L'architecture du réseau est importante et son entraînement est assez long et difficile. Les causes principales résident dans le choix des variables pour préparer la banque d'apprentissage. Idéalement, cette dernière doit être assez riche, représentative et avec un nombre limité de discontinuités. Or, dans le cas d'une alimentation en tension par un onduleur, les tensions statoriques ont une allure principalement rectangulaire et les courants ne sont pas purement sinusoïdaux et renferment certains harmoniques. Les tensions contiennent donc un nombre non négligeable de discontinuités. Que faut-il faire pour remédier à cette situation ? Le remplacement des tensions (ou des courants dans le cas d'une alimentation en courant) par les puissances instantanées active et réactive permet-il d'améliorer la situation ? C'est à dire : minimiser les oscillations sur la variable estimée, réduire la taille du réseau, faciliter et accélérer l'apprentissage.

En résumé, les méthodes d'estimation de la vitesse élaborées jusqu'à présent, utilisent des réseaux de neurones statiques. L'apprentissage se fait, dans la majorité des cas, en temps différé et se base sur des résultats de simulation du modèle approximatif de la machine. L'estimation peut souffrir donc des mêmes limitations que celles basées sur le modèle dynamique de la machine.

### **1.3 Objectifs de recherche**

D'après ce qui a été mentionné dans les sections précédentes, on constate une tendance importante pour développer des variateurs électroniques sans capteur de vitesse. L'estimation de vitesse devrait être basée sur des approches peu dépendantes du modèle dynamique de la machine, insensibles aux variations des paramètres et qui utilisent un minimum d'information. Les estimateurs basés sur les réseaux de neurones semblent répondre parfaitement à ces conditions.

La recherche qu'on mène s'inscrit dans le cadre de la commande sans capteur. Cet axe de recherche vise à développer et à réaliser des variateurs électroniques de hautes performances sans utiliser de capteurs électromécaniques ou optoélectroniques. En d'autres termes, les variateurs qui, indépendamment de l'état thermique et électromagnétique de la machine, fournissent l'information appropriée sur la vitesse et assurent sa régulation avec une grande précision de zéro vitesse jusqu'à la pleine vitesse dans toutes les conditions de fonctionnement.

#### **1.3.1 Objectif général**

L'objectif projeté par cette recherche est d'élaborer une technique d'estimation de la vitesse de rotation de la machine asynchrone à cage d'écureuil en s'appuyant sur les tensions et les courants statoriques ou les puissances instantanées active et réactive, d'une part, et sur le concept des réseaux de neurones, d'autre part.

Cette méthode fait suite aux travaux amorcés dans les références [37-39]. Elle permet de remédier aux inconvénients des estimateurs déjà élaborés et qui sont basés aussi bien sur la modélisation que sur l'apprentissage. Elle tente de vérifier :

- si l'utilisation des réseaux de neurones dynamiques avec une base d'apprentissage enrichie permet une estimation robuste ;
- si l'ajout des puissances instantanées active et réactive consommées par la machine améliore la précision et la robustesse et facilite l'estimation de la vitesse ;
- si l'utilisation de la force électromotrice dans un système adaptatif avec modèle de référence, basé sur les réseaux de neurones, permet d'obtenir des estimateurs dynamiques, simples et à apprentissage en ligne.

### 1.3.2 Objectifs spécifiques

L'objectif général se décompose en plusieurs objectifs spécifiques comme suit :

- établir, à partir du modèle de Park de la machine, la relation ou les relations entre les variables d'entrée : les courants, les tensions et les puissances instantanées (active et réactive) et la vitesse (la variable à estimer) afin de développer les modèles d'estimateurs à réseaux de neurones adéquats ;
- développer une méthode indirecte pour l'estimation de la vitesse par un réseau de neurones non bouclé et bouclé approprié. Cette méthode n'exige aucun prétraitement complexe des données d'apprentissage ;
- simuler et étudier le comportement d'une commande vectorielle sans capteur de vitesse dans l'environnement Matlab/Simulink.

## 1.4 Originalité et contribution à la recherche

L'originalité de ce travail de recherche se résume principalement dans les points suivants :

- L'élaboration de plusieurs modèles d'état de la machine asynchrone dans trois repères.
- Le développement d'un estimateur de vitesse basé sur la puissance réactive dans un repère lié au rotor.
- Le développement d'un estimateur de vitesse à l'aide des réseaux de neurones dynamiques. Il remplace les réseaux de neurones multicouches statiques dont le nombre de nœuds et le nombre de couches cachées sont déterminés par la méthode essai et erreur.
- L'ajout des puissances instantanées active et réactive pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches bouclés et non bouclés. Cela permet d'enrichir la banque de

données, de limiter les discontinuités, de faciliter et d'améliorer l'apprentissage, et de supprimer tout prétraitement mathématique qui peut affecter les performances des estimateurs et rendre plus complexe la mise en œuvre.

- Le développement d'un réseau basé sur le concept d'un système adaptatif avec modèle de référence. Le modèle de référence est implémenté par une fonction indépendante des variables de la machine. Le réseau de neurones joue le rôle du modèle d'adaptation. Il est utilisé pour avoir la vitesse de rotation proportionnelle à un poids approprié. L'apprentissage se fait en ligne. Cet estimateur ne requiert ni intégrateur ni filtre. Il semble être robuste et ses performances ne sont pas limitées aux basses vitesses.

## **1.5 Méthodologie de recherche**

La méthodologie adoptée se résume en trois principales étapes.

### **1.5.1 Modélisation de la machine et des estimateurs à réseaux de neurones**

Dans cette étape, on établit les différents modèles d'état de la machine dans un système d'axes (dq) général. Dans un repère stationnaire lié au stator, on utilise un modèle d'état pour simuler le comportement de la machine lorsqu'elle est alimentée en tension. On a choisi ce repère puisqu'il ne demande pas de transformations trigonométriques complexes. Dans ce même repère, on détermine les modèles d'estimateurs de vitesse à réseaux de neurones. Dans un repère lié au champ tournant, on détermine les équations des régulateurs et les équations de découplage dans une commande vectorielle à flux orienté.

### **1.5.2 Simulation de la machine et de sa commande**

La deuxième étape consiste à simuler un variateur de vitesse à commande vectorielle à flux orienté directe et indirecte de la machine asynchrone alimentée en tension. On effectue une simulation en boucle fermée dans les quatre quadrants. On recueille ensuite les variables (les tensions, les courants, les puissances instantanées active et réactive, etc.) pour l'apprentissage supervisé des réseaux retenus. Pour la simulation, on utilise les boîtes à outils Neural Network et SimPowerSystems de l'environnement Matlab version 6.5 [47].

### **1.5.3 Étude par simulation des différentes structures d'estimateurs à réseaux de neurones bouclés et non bouclés**

Cette étape, consiste à :

- sélectionner plusieurs structures d'estimateurs à réseaux de neurones bouclés et non bouclés.
- procéder à l'apprentissage de ces réseaux à partir de banques de données recueillies par simulation;
- vérifier et valider les performances des réseaux étudiés ;
- vérifier les performances et la robustesse du système d'entraînement lorsqu'on utilise les estimateurs à réseaux de neurones.

Dans cette étape, on étudie aussi l'utilisation conjointe des réseaux de neurones statiques et les réseaux de neurones dynamiques pour élaborer un variateur électronique sans capteur de vitesse et de position.

## **1.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, on a présenté les principales techniques d'estimation de la vitesse d'une machine asynchrone proposées dans la littérature. On a précisé également la problématique de recherche, les objectifs, les contributions escomptées ainsi que la méthodologie de recherche.

Les techniques d'estimation basées sur le modèle mathématique approximatif de la machine souffrent de plusieurs limitations : dégradation des performances statiques et dynamiques en raison des erreurs d'estimation, variations paramétriques, changement dans l'état thermique et électromagnétique de la machine, etc. L'approche élaborée dans cette thèse se repose sur l'emploi des réseaux de neurones multicouches statiques et dynamiques dont le nombre de nœuds et le nombre de couches cachées sont déterminés par la méthode essai et erreur. La base d'apprentissage est enrichie par les puissances instantanées active et réactive. Comme on le démontrera dans le chapitre 4, cet artifice semble résoudre plusieurs problèmes reliés à l'apprentissage des réseaux de neurones.

## CHAPITRE 2

# MODÉLISATION DYNAMIQUE ET COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE À CAGE D'ÉCUREUIL

### 2.1 Introduction

Développer de nouvelles lois de commande, d'observation et d'optimisation pour la machine asynchrone impose naturellement de ne pas négliger, bien au contraire, l'aspect modélisation de cette machine. La modélisation des machines à courant alternatif repose principalement sur les travaux de G. Kron qui ont donné naissance à la notion de machine généralisée. Le modèle de Park est un cas particulier de ce concept. Il est souvent utilisé pour la synthèse des lois de commande et des estimateurs. Décrit par un système algèbro-différentiel non linéaire, le modèle de Park (équations de Park) traduit le comportement dynamique des modes électriques et électromagnétiques de la machine asynchrone. Il admet plusieurs classes de représentations d'état. Ces classes de modèles dépendent directement des objectifs de commande (couple, vitesse, position), de la nature de la source d'alimentation du référentiel de travail et du choix des composants du vecteur d'état (flux ou courants, statoriques ou rotoriques).

La modélisation (les modèles de Park) de la machine asynchrone s'appuie sur les hypothèses traditionnelles suivantes :

- symétrie parfaite de construction ;
- les armatures magnétiques du stator et du rotor sont toutes deux cylindriques concentriques, séparées par un entrefer constant et munies chacune d'un enroulement triphasé ;
- répartition sinusoïdale, le long de l'entrefer, des champs magnétiques statorique et rotoriques ;
- le circuit magnétique est non saturé et à perméabilité magnétique constante ;



- les pertes ferromagnétiques, l'effet de peau et l'effet des encoches ne sont pas pris en considération.

Dans ces conditions, les équations des circuits électriques font intervenir des inductances propres et mutuelles permettant de définir les flux en fonction des courants. Les coefficients des inductances propres sont constants et les coefficients des inductances mutuelles ne dépendent que de la position des enroulements. On obtient ainsi un modèle réduit moins complexe, mais assez représentatif pour décrire le comportement dynamique et statique de la machine, et pour élaborer des stratégies appropriées pour la commande, l'observation et le diagnostic. La machine standard possède 6 enroulements (3 au stator et 3 au rotor) couplés magnétiquement.

## 2.2 Équations électriques

### 2.2.1 Équations des enroulements

La figure 2.1 montre la représentation des enroulements statoriques et rotoriques de la machine asynchrone. Les six enroulements obéissent aux équations électriques suivantes :

au stator :

$$\mathbf{v}_s = [\mathbf{R}_s][\mathbf{i}_s] + \frac{d}{dt}[\Psi_s] \quad (2.1)$$

au rotor :

$$\mathbf{v}_r = [\mathbf{R}_r][\mathbf{i}_r] + \frac{d}{dt}[\Psi_r] \quad (2.2)$$

où

$$\mathbf{v}_s = \begin{bmatrix} v_{as} \\ v_{bs} \\ v_{cs} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{i}_s = \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix}, \quad [\Psi_s] = \begin{bmatrix} \Psi_{as} \\ \Psi_{bs} \\ \Psi_{cs} \end{bmatrix}, \quad [\mathbf{R}_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$\mathbf{v}_r = \begin{bmatrix} v_{ar} \\ v_{br} \\ v_{cr} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{i}_r = \begin{bmatrix} i_{ar} \\ i_{br} \\ i_{cr} \end{bmatrix}, \quad [\Psi_r] = \begin{bmatrix} \Psi_{ar} \\ \Psi_{br} \\ \Psi_{cr} \end{bmatrix}, \quad [\mathbf{R}_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Les notations a, b, c désignent les trois phases de la machine, s se référant au stator et r au rotor.

Les matrices des résistances sont des matrices simples et elles sont diagonales puisqu'elles n'ont de composantes non nulles que sur la première diagonale.

Les flux sont reliés aux courants selon la relation :

$$\begin{bmatrix} \Psi_s \\ \Psi_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [L_s] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ i_r \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

avec

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

$$[L_r] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$$[M_{sr}] = [M_{rs}]^T = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & \cos(\theta_r + 2\pi/3) & \cos(\theta_r - 2\pi/3) \\ \cos(\theta_r - 2\pi/3) & \cos(\theta_r) & \cos(\theta_r + 2\pi/3) \\ \cos(\theta_r + 2\pi/3) & \cos(\theta_r - 2\pi/3) & \cos(\theta_r) \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

où  $\theta_r$  désigne l'angle électrique entre une phase du rotor et la phase correspondante du stator.

Ces matrices sont complexes et non diagonales. Un changement de base est nécessaire pour les rendre diagonales et ainsi simplifier leur écriture.

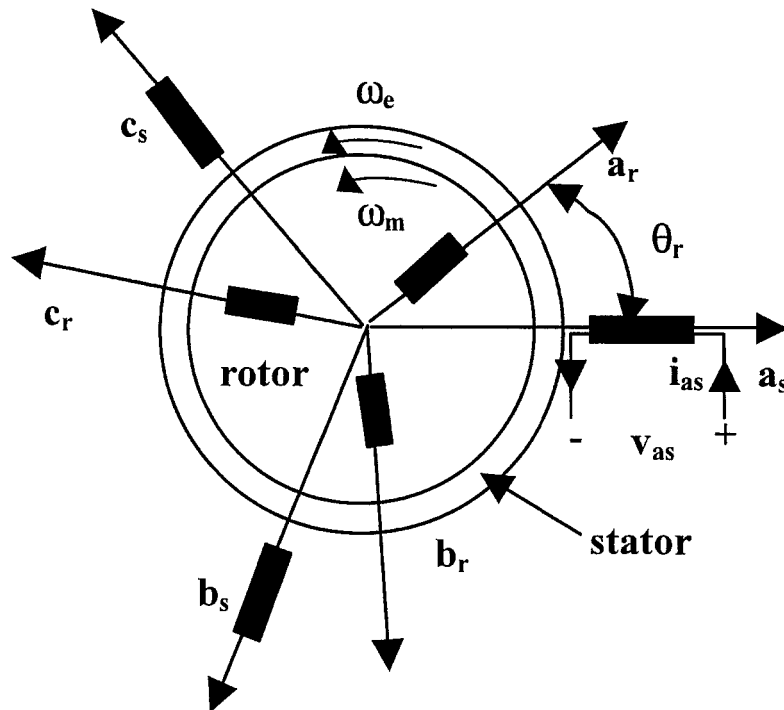


Figure 2.1 Représentation des enroulements statoriques et rotoriques de la machine

### 2.2.2 Transformation de Park orthogonale et normalisée

La machine asynchrone triphasée peut être transformée en une machine biphasée équivalente à l'aide de la transformation de Park orthogonale et normalisée définie par :

$$[P(\theta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos(\theta - 4\pi/3) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - 2\pi/3) & -\sin(\theta - 4\pi/3) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Cette transformation permet de conserver l'invariance de la puissance et du couple électromagnétique à partir de la propriété :  $[P(\theta)]^{-1} = [P(\theta)]^T$ . Elle permet aussi de diagonaliser les matrices d'inductances et de passer directement du repère abc au repère dqo et d'obtenir les variables dqo des grandeurs triphasées. La matrice inverse permet de passer du repère dqo au repère abc.

La figure 2.2 montre le repérage angulaire des systèmes d'axes dans l'espace électrique.

L'angle  $\theta_r$  représente la position du rotor par rapport au stator.

L'angle  $\theta_e$  représente la position du stator par rapport l'axe d.

L'angle  $\theta_{sl}$  représente la position du rotor par rapport l'axe d.

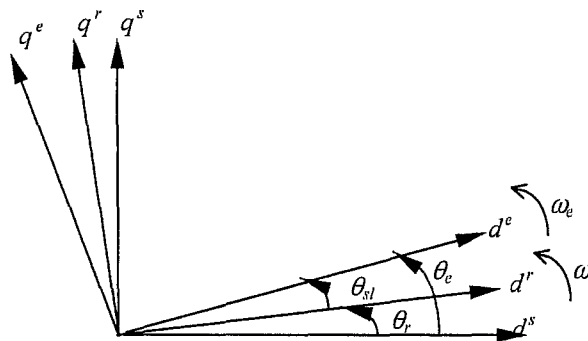


Figure 2.2 Repérage angulaire des systèmes d'axes

- $(d^s q^s)$  : repère stationnaire lié au stator ;
- $(d^r q^r)$  : repère rotationnel lié au rotor ;
- $(d^e q^e)$  : repère rotationnel synchrone lié au champ tournant (flux rotorique).

On remarque sur la figure 2.2 que  $\theta_e$  et  $\theta_{sl}$  sont naturellement reliés à  $\theta_r$  par la relation rigide :

$$\theta_r = \theta_e - \theta_{sl} \quad (2.10)$$

La transformation de Park consiste à appliquer aux courants, aux tensions et aux flux, un changement de variables faisant intervenir l'angle entre l'axe des enroulements et les axes d et q. Ainsi, les matrices de transformation applicables aux grandeurs triphasées statoriques et rotoriques sont respectivement  $[P(\theta_e)]$  et  $[P(\theta_{sl})]$ .

Les transformations proposées établissent les relations entre flux d'axes dqo et les flux d'axes abc :

$$[\Psi_{dqos}] = [P(\theta_e)][\Psi_{abcs}] \text{ et } [\Psi_{dqor}] = [P(\theta_{sl})][\Psi_{abcr}] \quad (2.11)$$

En développant les expressions des flux, elles deviennent :

pour le stator :

$$[\Psi_{dqos}] = [P(\theta_e)][L_s][i_{abcs}] + [M_{sr}][i_{abcr}] \quad (2.12)$$

soit :

$$[\Psi_{dqos}] = [P(\theta_e)][L_s][P(\theta_e)]^{-1} [i_{dqos}] + [P(\theta_e)][M_{sr}][P(\theta_{sl})]^{-1} [i_{dqor}] \quad (2.13)$$

pour le rotor

$$[\Psi_{dqor}] = [P(\theta_{sl})][M_{sr}][i_{abcs}] + [L_r][i_{abcr}] \quad (2.14)$$

soit :

$$[\Psi_{dqor}] = [P(\theta_{sl})][M_{rs}][P(\theta_e)]^{-1} [i_{dqos}] + [P(\theta_{sl})][L_r][P(\theta_{sl})]^{-1} [i_{dqor}] \quad (2.15)$$

On aboutit, après calcul et simplification, à la relation matricielle (2.16) entre les vecteurs flux et les courants d'axes dqo :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{os} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \Psi_{or} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1_s - M_s & 0 & 0 & 3M_{sr}/2 & 0 & 0 \\ 0 & 1_s - M_s & 0 & 0 & 3M_{sr}/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1_s + 2M_s & 0 & 0 & 0 \\ 3M_{sr}/2 & 0 & 0 & 1_r - M_r & 0 & 0 \\ 0 & 3M_{sr}/2 & 0 & 0 & 1_r - M_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1_r + 2M_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{os} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{or} \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

On constate que les coefficients de la matrice des inductances sont indépendants du temps et que le nombre des paramètres électromagnétiques se réduit à cinq. Ce sont :

$$L_s = 1_s - M_s \quad \text{l'inductance cyclique statorique,}$$

$$L_r = 1_r - M_r \quad \text{l'inductance cyclique rotorique,}$$

$M = \frac{3}{2} M_{sr}$  l'inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor,

$L_{os} = 1_s + 2M_s$  l'inductance homopolaire statorique,

$L_{or} = 1_r + 2M_r$  l'inductance homopolaire rotorique.

La transformation  $[P]$  est appliquée aux équations (2.1) et (2.2) :

$$[P(\theta_e)]^{-1} [v_{dqos}] = [R_s] [P(\theta_e)]^{-1} [i_{dqos}] + \frac{d}{dt} [P(\theta_e)]^{-1} [\Psi_{dqos}] \quad (2.17)$$

$$[P(\theta_{sl})]^{-1} [v_{dqor}] = [R_r] [P(\theta_{sl})]^{-1} [i_{dqor}] + \frac{d}{dt} [P(\theta_{sl})]^{-1} [\Psi_{dqor}] \quad (2.18)$$

soit en multipliant à gauche l'équation (2.17) par  $[P(\theta_e)]$  et l'équation (2.18) par  $[P(\theta_{sl})]$ :

$$[v_{dqos}] = [P(\theta_e)] [R_s] [P(\theta_e)]^{-1} [i_{dqos}] + \frac{d}{dt} [\Psi_{dqos}] + [P(\theta_e)] \left\{ \frac{d}{dt} [P(\theta_e)]^{-1} \right\} [\Psi_{dqos}] \quad (2.19)$$

$$[v_{dqor}] = [P(\theta_{sl})] [R_r] [P(\theta_{sl})]^{-1} [i_{dqor}] + \frac{d}{dt} [\Psi_{dqor}] + [P(\theta_{sl})] \left\{ \frac{d}{dt} [P(\theta_{sl})]^{-1} \right\} [\Psi_{dqor}] \quad (2.20)$$

on démontre que :

$$[P(\theta_e)] [R_s] [P(\theta_e)]^{-1} = [R_s] \quad (2.21)$$

$$[P(\theta_{sl})] [R_r] [P(\theta_{sl})]^{-1} = [R_r] \quad (2.22)$$

$$\frac{d}{dt} [P(\theta_e)]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} -\sin(\theta_e) & -\cos(\theta_e) & 0 \\ -\sin(\theta_e - 2\pi/3) & -\cos(\theta_e - 2\pi/3) & 0 \\ -\sin(\theta_e - 4\pi/3) & -\cos(\theta_e - 4\pi/3) & 0 \end{bmatrix} \frac{d\theta_e}{dt} \quad (2.23)$$

$$[P(\theta_e)] \left\{ \frac{d}{dt} [P(\theta_e)]^{-1} \right\} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_e}{dt} & 0 \\ \frac{d\theta_e}{dt} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

$$\frac{d}{dt} [P(\theta_{sl})]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} -\sin(\theta_{sl}) & -\cos(\theta_{sl}) & 0 \\ -\sin(\theta_{sl} - 2\pi/3) & -\cos(\theta_{sl} - 2\pi/3) & 0 \\ -\sin(\theta_{sl} - 4\pi/3) & -\cos(\theta_{sl} - 4\pi/3) & 0 \end{bmatrix} \frac{d\theta_{sl}}{dt} \quad (2.25)$$

$$[P(\theta_{sl})] \left\{ \frac{d}{dt} [P(\theta_{sl})]^{-1} \right\} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & 0 \\ \frac{d\theta_{sl}}{dt} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

On obtient finalement, dans un repère orthogonal quelconque, la matrice non-linéaire de Park qui constitue ainsi le modèle électrique dynamique pour une machine asynchrone triphasée à cage d'écuréuil [2,3] :

$$\begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ v_{os} \\ 0 \\ 0 \\ v_{or} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{os} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{or} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{os} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \Psi_{or} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} 0 & -\theta_e & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \theta_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\theta_{sl} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \theta_{sl} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{os} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \Psi_{or} \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

Remarque :

Lorsque la somme des composantes (abc) est nulle, la composante homopolaire est aussi nulle et la troisième et la sixième équation deviennent inutiles.

Il est utile d'exprimer les courants statorique et rotorique en fonction des composantes des flux. Ainsi, à partir de la matrice donnée par l'équation (2.16), on déduit la matrice suivante.

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & M & 0 \\ 0 & L_s & 0 & M \\ M & 0 & L_r & 0 \\ 0 & M & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

En prenant l'inverse de la matrice donnée par l'équation (2.28), on obtient.

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \\ -\frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 & \frac{1}{\sigma L_r} & 0 \\ 0 & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 & \frac{1}{\sigma L_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

Avec  $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$  le coefficient de fuite total. On en déduit  $\frac{M}{\sigma L_s L_r} = \frac{1 - \sigma}{\sigma M}$ .

En manipulant les équations (2.28) et (2.29), on trouve les relations reliant les courants et les flux rotoriques aux courants et flux statoriques.

$$\begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \begin{bmatrix} -\frac{L_s}{L_r} & 0 & \frac{1}{L_r} & 0 \\ 0 & -\frac{L_s}{L_r} & 0 & \frac{1}{L_r} \\ -\sigma L_s & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\sigma L_s & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

En dérivant par rapport au temps les lignes (3) et (4) de la matrice donnée par l'équation (2.30), on peut écrire :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \left\{ \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} - \sigma L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \right\} \quad (2.31)$$

En plus, on a d'après les lignes (1) et (2) de l'équation générale (2.27) :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \frac{d\theta_e}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

En portant l'équation (2.32) dans l'équation (2.31) et en arrangeant les termes, on obtient :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \left\{ \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - \sigma L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \frac{d\theta_e}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} \right\} \quad (2.33)$$

Ces dernières expressions seront utilisées pour élaborer les différents modèles d'état de la machine. Ces modèles serviront à déterminer les lois de commande et d'observation.

### 2.3 Modèles d'état de la machine asynchrone

Les techniques modernes de commande et d'observation des systèmes dynamiques nécessitent souvent un modèle sous forme d'état. On va donc développer les différents modèles d'état les plus utilisés pour les alimentations en tension et en courant. On suppose toujours égale à zéro la somme des composantes (abc) (la composante homopolaire est nulle).

### 2.3.1 Alimentation en tension

#### 2.3.1.1 Modèle d'état en utilisant $\Psi_{ds}, \Psi_{qs}, \Psi_{dr}, \Psi_{qr}$ comme variables d'état

À partir de l'équation (2.27), on en déduit l'équation décrivant l'évolution des flux :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_e}{dt} & 0 & 0 \\ \frac{d\theta_e}{dt} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ 0 & 0 & \frac{d\theta_{sl}}{dt} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

En reportant l'équation (2.29) dans l'équation (2.34), qui peut être reformulée pour ne faire parvenir que les flux, on trouve.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} & \frac{d\theta_e}{dt} & R_s \frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 \\ -\frac{d\theta_e}{dt} & -\frac{1}{\sigma\tau_s} & 0 & R_s \frac{1-\sigma}{\sigma M} \\ R_r \frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 & -\frac{1}{\sigma\tau_r} & \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ 0 & R_r \frac{1-\sigma}{\sigma M} & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\sigma\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

#### 2.3.1.2 Modèle d'état en utilisant $\Psi_{ds}, \Psi_{qs}, i_{ds}, i_{qs}$ comme variables d'état

Pour ne faire intervenir que les flux  $\Psi_{ds}$  et  $\Psi_{qs}$  et les courants  $i_{ds}$  et  $i_{qs}$ , dérivons par rapport au temps la première (1) et la deuxième (2) ligne de l'équation (2.29) :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

En substituant l'équation (2.34) dans l'équation (2.36), on en déduit :



$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma M} R_r & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\sigma\tau_s} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma M} R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \frac{d\theta_e}{dt} & 0 & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ -\frac{1}{\sigma L_s} \frac{d\theta_e}{dt} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

En plus, on a les relations matricielles suivantes :

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{L_s}{M} & 0 & \frac{1}{M} & 0 \\ 0 & -\frac{L_s}{M} & 0 & \frac{1}{M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{L_r}{M} & 0 & -\frac{\sigma M}{1-\sigma} & 0 \\ 0 & \frac{L_r}{M} & 0 & -\frac{\sigma M}{1-\sigma} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

Remplaçons les vecteurs des courants et des flux donnés respectivement par les équations (2.38) et (2.39) dans l'équation (2.37), puis effectuons les multiplications et arrangeons les termes :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} & \frac{1}{\sigma L_s} \left( \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right) & -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) & \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ -\frac{1}{\sigma L_s} \left( \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right) & \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

En combinant l'équation (2.32) et l'équation (2.40), on trouve :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{d\theta_e}{dt} & -R_s & 0 \\ -\frac{d\theta_e}{dt} & 0 & 0 & -R_s \\ \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} & \frac{1}{\sigma L_s} \left( \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right) & -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) & \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ -\frac{1}{\sigma L_s} \left( \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right) & \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ \frac{v_{ds}}{\sigma L_s} \\ \frac{v_{qs}}{\sigma L_s} \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

### 2.3.1.3 Modèle d'état en utilisant $i_{ds}, i_{qs}, i_{dr}, i_{qr}$ comme variables d'état

On a la relation matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M & 0 & L_s & 0 \\ 0 & M & 0 & L_s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

Substituons l'équation (2.42) dans l'équation (2.40) et arrangeant les termes :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma \tau_s} & \frac{1}{\sigma} \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & \frac{M}{\sigma \tau_r L_s} & \frac{M}{\sigma L_s} \left( \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right) \\ -\frac{1}{\sigma} \frac{d\theta_e}{dt} + \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\sigma \tau_s} & -\frac{M}{\sigma L_s} \left( \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right) & \frac{M}{\sigma \tau_r L_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

Dérivons par rapport au temps la troisième (3) et la quatrième (4) ligne de l'équation (2.29).

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 & \frac{1}{\sigma L_r} & 0 \\ 0 & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 & \frac{1}{\sigma L_r} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

En substituant l'équation (2.34) dans l'équation (2.44), on obtient :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1-\sigma}{\sigma M} R_s & 0 & -\frac{1}{\sigma \tau_r} & 0 \\ 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma M} R_s & 0 & -\frac{1}{\sigma \tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \frac{d\theta_e}{dt} & 0 & \frac{1}{\sigma L_r} \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ \frac{1-\sigma}{\sigma M} \frac{d\theta_e}{dt} & 0 & -\frac{1}{\sigma L_r} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{1-\sigma}{\sigma M} & 0 \\ 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.45)$$

En remplaçant le vecteur des flux par leur valeur donnée par l'équation (2.28) et en effectuant les multiplications et en arrangeant les termes, on obtient :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1-\sigma}{\sigma M} R_s & \frac{M}{\sigma L_r} \left(-\frac{d\theta_e}{dt} + \frac{d\theta_{sl}}{dt}\right) & -\frac{1}{\sigma T_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{d\theta_r}{dt} + \frac{1}{\sigma} \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ -\frac{M}{\sigma L_r} \left(-\frac{d\theta_e}{dt} + \frac{d\theta_{sl}}{dt}\right) & \frac{1-\sigma}{\sigma M} R_s & \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{d\theta_r}{dt} - \frac{1}{\sigma} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\sigma T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} - \frac{M}{\sigma L_s L_r} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.46)$$

En combinant l'équation (2.43) et l'équation (2.46), on trouve :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma T_s} & \frac{1}{\sigma} \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & \frac{M}{\sigma T_r L_s} & \frac{M}{\sigma L_s} \left(\frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt}\right) \\ -\frac{1}{\sigma} \frac{d\theta_e}{dt} + \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\sigma T_s} & -\frac{M}{\sigma L_s} \left(\frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt}\right) & \frac{M}{\sigma T_r L_s} \\ \frac{M}{\sigma T_s L_r} & -\frac{M}{\sigma L_r} \left(\frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt}\right) & -\frac{1}{\sigma T_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{d\theta_e}{dt} + \frac{1}{\sigma} \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ \frac{M}{\sigma L_r} \left(\frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt}\right) & \frac{M}{\sigma T_s L_r} & \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{1}{\sigma} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\sigma T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ \frac{M}{L_r} v_{ds} \\ -\frac{M}{L_r} v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

### 2.3.1.4 Modèle d'état en utilisant $i_{ds}, i_{qs}, \Psi_{dr}, \Psi_{qr}$ comme variables d'état

On a la relation matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{M}{L_r} & 0 & \frac{1}{L_r} & 0 \\ 0 & -\frac{M}{L_r} & 0 & \frac{1}{L_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.48)$$

Portons l'équation matricielle (2.48) dans la formule (2.43) et effectuons les calculs nécessaires :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma T_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma T_r} & \frac{d\theta_e}{dt} & \frac{1-\sigma}{\sigma T_r M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \left(\frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt}\right) \\ -\frac{d\theta_e}{dt} & -\frac{1}{\sigma T_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma T_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \left(\frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt}\right) & \frac{1-\sigma}{\sigma T_r M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.49)$$

En plus, d'après les lignes (4) et (5) de l'équation générale (2.27), on peut écrire :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = -\begin{bmatrix} R_r & 0 \\ 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ \frac{d\theta_{sl}}{dt} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.50)$$

or :

$$\begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{M}{L_r} & 0 & \frac{1}{L_r} & 0 \\ 0 & -\frac{M}{L_r} & 0 & \frac{1}{L_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.51)$$

d'où :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.52)$$

En combinant l'équation (2.49) et l'équation (2.52), on trouve :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & \frac{d\theta_e}{dt} & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \left( \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right) \\ -\frac{d\theta_e}{dt} & \frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \left( \frac{d\theta_e}{dt} - \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right) & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.53)$$

On vient de présenter les différents modèles dynamiques de la machine asynchrone alimentée en tension. Ces modèles sont mis en oeuvre pour analyser les comportements de la machine ou pour mettre en place les différentes fonctions de commande et d'observation.

### 2.3.2 Alimentation en courant

On va développer les modèles les plus fréquemment rencontrés dans le cas d'une alimentation en courant. Dans ce type d'alimentation, les variables de commande sont les courants statoriques, la pulsation de glissement et la pulsation du champ tournant.

#### 2.3.2.1 Modèle d'état en utilisant $\Psi_{dr}, \Psi_{qr}$ comme variables d'état

L'équation (2.52), peut être réécrite comme suit :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_r} & \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{M}{\tau_r} & 0 \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.54)$$

#### 2.3.2.2 Modèle d'état en utilisant $i_{dr}, i_{qr}$ comme variables d'état

D'après les lignes (4) et (5) de l'équation générale (2.27), on peut écrire :

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 \\ 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \frac{d\theta_{sl}}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.55)$$

Remplaçons les flux par leurs expressions en fonction des courants en utilisant les lignes (3) et (4) de l'équation matricielle donnée par la formule (2.27) :

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 \\ 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} L_r i_{dr} + M i_{ds} \\ L_r i_{qr} + M i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \frac{d\theta_{sl}}{dt} \begin{bmatrix} L_r i_{dr} + M i_{ds} \\ L_r i_{qr} + M i_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.56)$$

D'où les équations sous forme canonique décrivant l'évolution des courants rotoriques :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_r} & \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \frac{M}{L_r} \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ -\frac{M}{L_r} \frac{d\theta_{sl}}{dt} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{M}{L_r} & 0 \\ 0 & -\frac{M}{L_r} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.57)$$

#### 2.3.2.3 Modèle d'état en utilisant $\Psi_{ds}, \Psi_{qs}$ comme variables d'état

Substituons les lignes (3) et (4) de l'équation (2.30) dans l'équation (2.55), on obtient :

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \frac{1}{M} \begin{bmatrix} R_r & 0 \\ 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} - L_s i_{ds} \\ \Psi_{qs} - L_s i_{qs} \end{bmatrix} + \frac{L_r}{M} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} - \sigma L_s i_{ds} \\ \Psi_{qs} - \sigma L_s i_{qs} \end{bmatrix} + \frac{L_r}{M} \begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ \frac{d\theta_{sl}}{dt} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} - \sigma L_s i_{ds} \\ \Psi_{qs} - \sigma L_s i_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.58)$$

d'où les équations sous forme canonique décrivant l'évaluation des flux statoriques :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_r} & \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ -\frac{d\theta_{sl}}{dt} & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{L_s}{\tau_r} & -\sigma L_s \frac{d\theta_{sl}}{dt} \\ \sigma L_s \frac{d\theta_{sl}}{dt} & \frac{L_s}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma L_s & 0 \\ 0 & \sigma L_s \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.59)$$

## 2.4 Équations mécaniques

Lorsqu'elle fonctionne en moteur, le stator de la machine asynchrone à cage d'écurueil est alimenté par une source triphasée à fréquence fixe ou variable. Il est considéré comme générateur, et le rotor comme récepteur. Dans le repère abc, la puissance électrique instantanée fournie aux enroulements statoriques et rotoriques a pour expression :

$$p_e = v_{as}i_{as} + v_{bs}i_{bs} + v_{cs}i_{cs} + v_{ar}i_{ar} + v_{br}i_{br} + v_{cr}i_{cr} \quad (2.60)$$

qui s'écrit, en appliquant la transformation de Park normalisée :

$$p_e = v_{ds}i_{ds} + v_{qs}i_{qs} + 2v_{so}i_{so} - v_{dr}i_{dr} - v_{qr}i_{qr} - 2v_{ro}i_{ro} \quad (2.61)$$

soit, en utilisant les relations de la matrice (2.27) :

$$p_e = \left[ i_{ds} \frac{d\Psi_{ds}}{dt} + i_{qs} \frac{d\Psi_{qs}}{dt} + 2i_{so} \frac{d\Psi_{so}}{dt} - i_{dr} \frac{d\Psi_{dr}}{dt} - i_{qr} \frac{d\Psi_{qr}}{dt} - 2i_{ro} \frac{d\Psi_{ro}}{dt} \right] \\ + \left[ (\Psi_{ds}i_{qs} - \Psi_{qs}i_{ds}) \frac{d\theta_e}{dt} + (\Psi_{dr}i_{qr} - \Psi_{qr}i_{dr}) \frac{d\theta_{sl}}{dt} \right] + \left[ R_s (i_{ds}^2 + i_{qs}^2 + 2i_{so}^2) + R_r (i_{dr}^2 + i_{qr}^2 + 2i_{ro}^2) \right] \quad (2.62)$$

Cette dernière équation se compose de trois termes présentés entre crochets. Le premier crochet représente la variation par unité de temps de l'énergie magnétique emmagasinée, le deuxième représente la puissance électrique à l'intérieur de la machine transformée en puissance mécanique tandis que le troisième crochet représente les pertes Joule au stator et au rotor.

En tenant compte des équations des flux (2.38, et 2.39) on démontre que :

$$\Psi_{dr}i_{qr} - \Psi_{qr}i_{dr} = -(\Psi_{ds}i_{qs} - \Psi_{qs}i_{ds}) \quad (2.63)$$

Par conséquent, la puissance électromécanique s'écrit :

$$p_m = (\Psi_{ds}i_{qs} - \Psi_{qs}i_{ds}) \frac{d(\theta_e - \theta_{sl})}{dt} \quad (2.64)$$

Par ailleurs, on a les relations fondamentales suivantes :

$$\theta_r = \theta_e - \theta_{sl} \quad (2.65)$$

et

$$\frac{d\theta_r}{dt} = \frac{P}{2} \omega_m \quad (2.66)$$

où P désigne le nombre de pôles et  $\omega_m$  la vitesse mécanique angulaire du rotor.

$$p_m = \frac{P}{2} (\Psi_{ds} i_{qs} - \Psi_{qs} i_{ds}) \omega_m \quad (2.67)$$

Le couple électromagnétique  $T_{em}$  s'obtient en divisant par  $\omega_m$

$$T_{em} = \frac{P}{2} (\Psi_{ds} i_{qs} - \Psi_{qs} i_{ds}) \quad (2.68)$$

On peut aussi établir d'autres expressions du couple en éliminant certaines variables des équations des flux. Après quelques manipulations mathématiques élémentaires, on obtient ainsi :

$$T_{em} = \frac{P}{2} (\Psi_{qr} i_{dr} - \Psi_{dr} i_{qr}) \quad (2.69)$$

$$T_{em} = \frac{3P}{2} M (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) \quad (2.70)$$

$$T_{em} = \frac{P}{2} \frac{M}{L_s} (\Psi_{qs} i_{dr} - \Psi_{ds} i_{qr}) \quad (2.71)$$

$$T_{em} = \frac{P}{2} \frac{M}{L_r} (\Psi_{dr} i_{qs} - \Psi_{qr} i_{ds}) \quad (2.72)$$

$$T_{em} = \frac{P}{2} \frac{(1-\sigma)}{\sigma} M (\Psi_{dr} \Psi_{qs} - \Psi_{qr} \Psi_{ds}) \quad (2.73)$$

$$T_{em} = \frac{P}{2} (\Psi_{dm} i_{qs} - \Psi_{qm} i_{ds}) \quad (2.74)$$

$\Psi_{dm}$  et  $\Psi_{qm}$  sont les composantes du flux de magnétisation.

Quelle que soit l'une des expressions ci-dessus, on constate que le couple électromagnétique résulte de l'interaction d'un terme de flux et d'un terme de courant. Ces expressions rappellent le couple de la machine à courant continu. Le problème posé ici est de

pouvoir contrôler indépendamment l'un de l'autre, le terme de flux et le terme de courant. La simplicité de la construction de la machine asynchrone doit se «payer» dans sa commande qui assez complexe.

Finalement, l'équation du mouvement mécanique s'écrit :

$$J \frac{d\omega_m}{dt} = T_{em} - T_L - \beta\omega_m \quad (2.75)$$

La puissance réactive instantanée consommée par la machine a pour expression dans le repère abc :

$$q = \frac{\sqrt{3}}{3} [(v_{bs} - v_{cs})i_{as} + (v_{cs} - v_{as})i_{bs} + (v_{as} - v_{bs})i_{cs}] \quad (2.76)$$

qui s'écrit, en appliquant la transformation de Park normalisée :

$$q = v_{qs}i_{ds} - v_{ds}i_{qs} \quad (2.77)$$

soit, en utilisant les lignes (1) et (2) de la matrice (2.27), il vient que :

$$q = i_{ds} \frac{d\Psi_{qs}}{dt} - i_{qs} \frac{d\Psi_{ds}}{dt} + \frac{d\theta_e}{dt} (\Psi_{ds} + \Psi_{qs}) \quad (2.78)$$

Les équations précédentes sont très générales et plusieurs choix de rotations  $\theta_e$  et  $\theta_{sl}$  sont possibles. Dans la pratique, trois types de référentiels sont utilisés, le choix se fait en fonction du problème étudié et des exigences à rencontrer.

## 2.5 Choix des référentiels

### 2.5.1 Référentiel fixe par rapport au stator

Il se traduit par la condition :

$$\frac{d\theta_e}{dt} = 0, \quad \frac{d\theta_{sl}}{dt} = -\omega_r = -\frac{P}{2}\omega_m \quad (2.79)$$

Ce référentiel est utilisé pour la reconstitution de l'état de la machine asynchrone puisque la matrice de transformation est constante.

Les matrices de transformation orthogonales directe et inverse de Park applicables aux grandeurs triphasées statoriques (courant, tensions, flux) sont :



$$[P(\theta_s)] = [P(0)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \text{ et } [P(0)]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (2.80)$$

Les grandeurs dq (sans composante homopolaire) sont donc reliées aux grandeurs réelles par :

$$\begin{bmatrix} x_d^s \\ x_q^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (2.81)$$

Les grandeurs réelles sont donc reliées aux grandeurs dq par :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d^s \\ x_q^s \\ x_o^s \end{bmatrix} \quad (2.82)$$

Les matrices de transformation orthogonales directe et inverse de Park applicables aux grandeurs triphasées rotoriques (courant, tensions, flux) sont respectivement données par :

$$[P(\theta_r)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & \cos(\theta_r - 2\pi/3) & \cos(\theta_r - 4\pi/3) \\ -\sin(\theta_r) & -\sin(\theta_r - 2\pi/3) & -\sin(\theta_r - 4\pi/3) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

$$[P(\theta_r)]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & -\sin(\theta_r) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta_r - 2\pi/3) & -\sin(\theta_r - 2\pi/3) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta_r - 4\pi/3) & -\sin(\theta_r - 4\pi/3) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (2.83)$$

### 2.5.2 Référentiel fixe par rapport au rotor

Il se traduit par la condition :

$$\frac{d\theta_{sl}}{dt} = 0, \quad \frac{d\theta_c}{dt} = \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r = \frac{P}{2} \omega_m \quad (2.84)$$

Ce référentiel peut être utilisé pour estimer certaines variables d'état de la machine asynchrone.

### 2.5.3 Référentiel fixe par rapport au champ tournant

Il se traduit par les conditions :

$$\frac{d\theta_e}{dt} = \omega_e, \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r = \frac{P}{2}\omega_m, \frac{d\theta_{sl}}{dt} = \omega_e - \omega_r \quad (2.85)$$

où  $\omega_e$  désigne la pulsation des courants statoriques.

Dans ce référentiel, les grandeurs sinusoïdales en régime permanent dans le repère abc (courants et flux) deviennent des grandeurs constantes.

Les grandeurs (tensions, courants et flux) d'un référentiel sont reliées aux autres grandeurs des autres référentiels par les matrices de passage suivantes :

$$\begin{bmatrix} X_{ds}^e \\ X_{qs}^e \\ X_{dr}^e \\ X_{qr}^e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_e & \sin\theta_e & 0 & 0 \\ -\sin\theta_e & \cos\theta_e & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos\theta_e & \sin\theta_e \\ 0 & 0 & -\sin\theta_e & \cos\theta_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{ds}^s \\ X_{qs}^s \\ X_{dr}^s \\ X_{qr}^s \end{bmatrix} \quad (2.86)$$

$$\begin{bmatrix} X_{ds}^e \\ X_{qs}^e \\ X_{dr}^e \\ X_{qr}^e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_{sl} & \sin\theta_{sl} & 0 & 0 \\ -\sin\theta_{sl} & \cos\theta_{sl} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos\theta_{sl} & \sin\theta_{sl} \\ 0 & 0 & -\sin\theta_{sl} & \cos\theta_{sl} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{ds}^r \\ X_{qs}^r \\ X_{dr}^r \\ X_{qr}^r \end{bmatrix} \quad (2.87)$$

$$\begin{bmatrix} X_{ds}^r \\ X_{qs}^r \\ X_{dr}^r \\ X_{qr}^r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_r & \sin\theta_r & 0 & 0 \\ -\sin\theta_r & \cos\theta_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos\theta_r & \sin\theta_r \\ 0 & 0 & -\sin\theta_r & \cos\theta_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{ds}^s \\ X_{qs}^s \\ X_{dr}^s \\ X_{qr}^s \end{bmatrix} \quad (2.88)$$

### 2.6 Simulation dans un référentiel fixe par rapport au stator

Pour simuler le comportement dynamique de la machine asynchrone, on peut utiliser un des modèles d'état établis dans la section précédente. Dans ce cas, on considère les courants statoriques ( $i_{ds}, i_{qs}$ ), les courants rotoriques ( $i_{dr}, i_{qr}$ ), et la vitesse mécanique ( $\omega_m$ ) comme variables

d'état du modèle. Dans un repère stationnaire lié au stator le modèle d'état donné par l'équation (2-47) devient :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} & \frac{1-\sigma}{\sigma}\omega_r & \frac{M}{\sigma\tau_r L_s} & \frac{M}{\sigma L_s}\omega_r \\ -\frac{1-\sigma}{\sigma}\omega_r & -\frac{1}{\sigma\tau_s} & -\frac{M}{\sigma L_s}\omega_r & \frac{M}{\sigma\tau_r L_s} \\ \frac{M}{\sigma\tau_s L_r} & -\frac{M}{\sigma L_r}\omega_r & -\frac{1}{\sigma\tau_r} & -\frac{1}{\sigma}\omega_r \\ \frac{M}{\sigma L_r}\omega_r & \frac{M}{\sigma\tau_s L_r} & \frac{1}{\sigma}\omega_r & -\frac{1}{\sigma\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ -\frac{M}{L_r}v_{ds} \\ -\frac{M}{L_r}v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.89)$$

et la vitesse mécanique est donnée par :

$$\frac{d\omega_m}{dt} = \frac{1}{J}(T_{em} - T_L - \beta\omega_m) = \frac{1}{J}\left(\frac{3}{2}\frac{P}{2}M(i_{qs}i_{dr} - i_{ds}i_{qr}) - T_L - \beta\omega_m\right) \quad (2.90)$$

Les paramètres nominaux de la machine asynchrone à cage d'écuriel utilisée sont :

puissance nominale :	1/4 HP, $V_d = 170.0$ V
vitesse nominale :	1770 RPM, 4 pôles (P=4)
résistance statorique :	$R_s = 12.5$ $\Omega$
résistance rotorique :	$R_r = 7.2$ $\Omega$
inductance de fuite statorique :	$l_s = 0.02175$ H
inductance de fuite rotorique :	$l_r = 0.02175$ H
inductance cyclique statorique :	$L_s = 0.49925$ H
inductance cyclique rotorique :	$L_r = 0.49925$ H
inductance mutuelle :	$M = 0.4775$ H
moment d'inertie :	$J = 0.0022$ Kg.m <sup>2</sup> (0.0022 Nm.s <sup>2</sup> )
coefficient de frottement :	$\beta = 0.001224$ Nm.s/rad

Le moment d'inertie représente le moment d'inertie total ramené sur l'arbre moteur qui entraîne une machine à courant continu de même puissance nominale.

Les simulations ont été réalisées dans l'environnement Matlab/Simulink (version 6.5).

La figure 2.3 montre le diagramme de simulation de la machine asynchrone alimentée par une source de tension sinusoïdale triphasée équilibrée. Les variables d'entrée sont les trois tensions  $v_{an}$ ,  $v_{bn}$  et  $v_{cn}$  et le couple de charge. Le modèle Simulink de la machine apparaît sous forme de différents blocs donnés sur la figure 2.4, soit :

- le bloc du modèle d'état représenté par l'équation (2.89);
- les blocs de transformation du repère abc à dq (équation (2.82)); et du repère dq à abc (équation (2.81));
- le bloc calculant le couple électromagnétique donné par l'équation (2.70);
- le bloc qui calcule la vitesse donnée par l'équation (2.90);

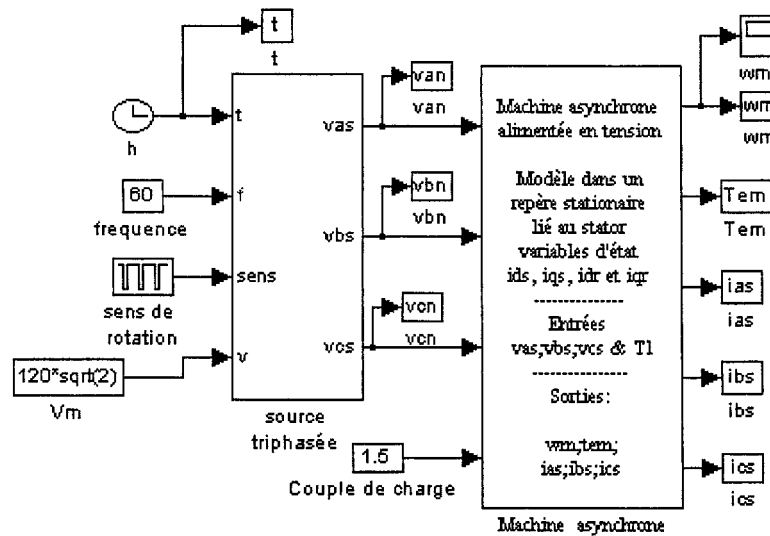


Figure 2.3 Schéma de simulation de la machine asynchrone alimentée en tension

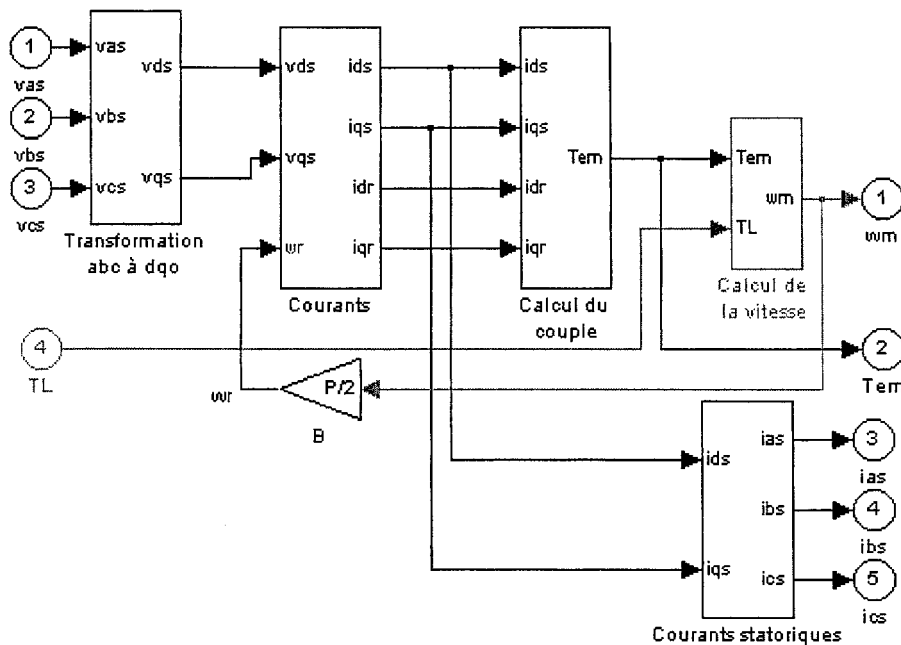


Figure 2.4 Les différents modèles Simulink de la machine

La figure 2.5 montre le contenu du bloc calculant les courants statoriques et rotoriques.

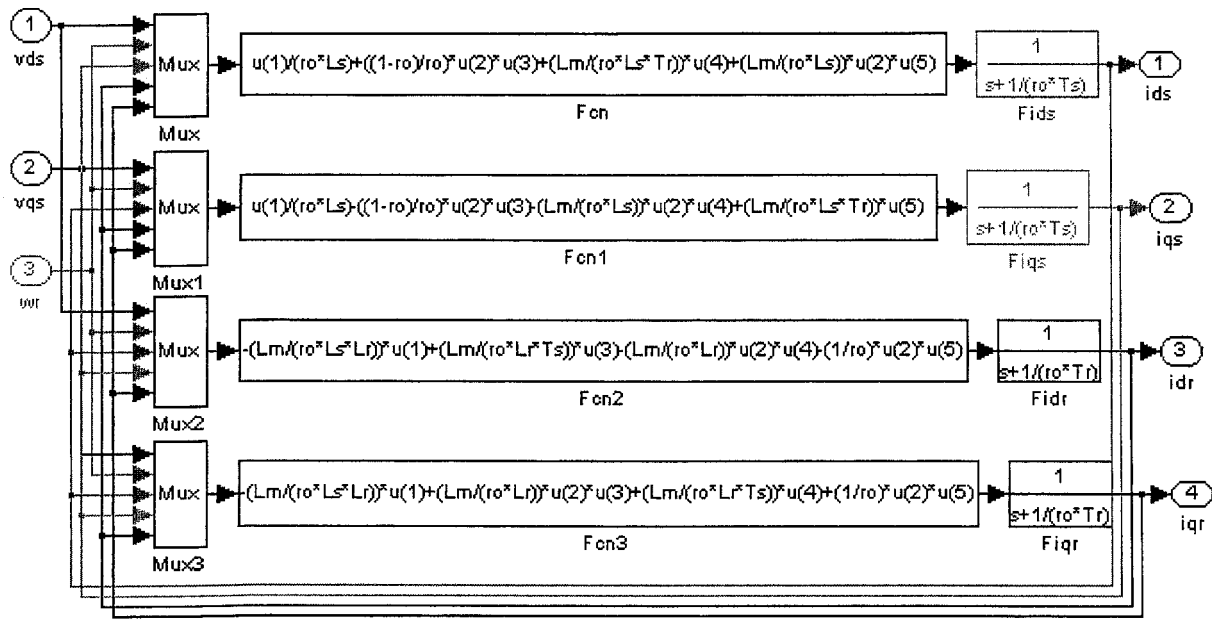


Figure 2.5 Bloc de calcul des courants statoriques et rotoriques

La figure 2.6 présente les résultats de simulation. On y trouve, en régime permanent, les courbes des tensions d'alimentation phase-neutre  $v_{an}$ ,  $v_{bn}$  et  $v_{cn}$  et des courants statoriques  $i_{as}$ ,  $i_{bs}$  et  $i_{cs}$ . On y trouve aussi la courbe de la vitesse de rotation  $\omega_m$  et la courbe du couple électromagnétique  $T_{em}$  pour un fonctionnement dans les quatre quadrants.

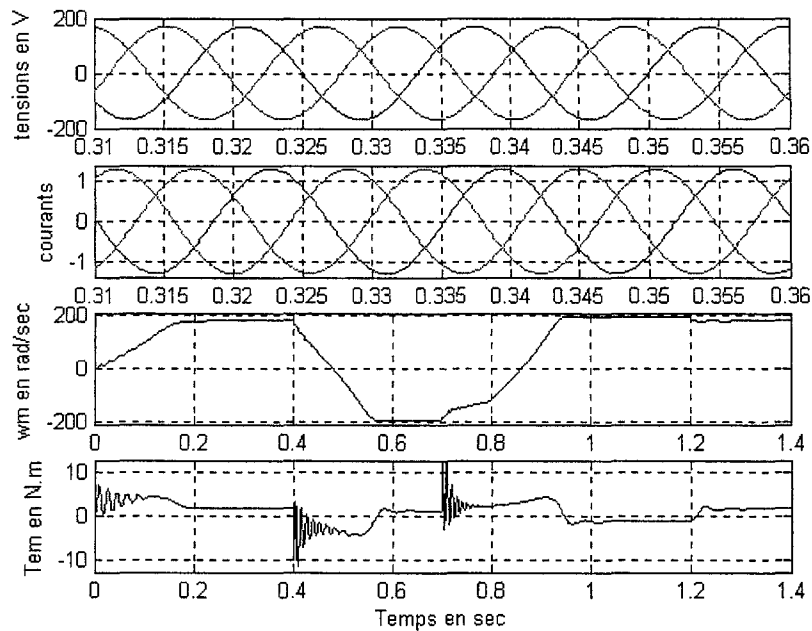


Figure 2.6 Résultats de simulation pour un fonctionnement dans les quatre quadrants

On a aussi construit un diagramme Simulink représentant la machine asynchrone alimentée par un onduleur à modulation de largeur d'impulsion à l'aide des blocs du SimPowerSystems [75]. L'onduleur à IGBT est représenté par le pont universel disponible dans la librairie (Power electronic). On a choisi une période de discrétisation de  $3 \mu\text{s}$  et une période de commutation de  $100 \mu\text{s}$ . On a ajouté un bloc de mesure pour mesurer les variables de la machine et un capteur de tension pour mesurer la tension ligne à ligne. La figure 2.7 montre le modèle de simulation. Sur cette figure, la tension d'alimentation  $v_d$  est égale à  $170.0 \text{ V}$

On a simulé le système sur une durée de  $0.3$  seconde. La figure 2.8 montre l'évolution en fonction du temps des courants statoriques, du couple électromagnétique  $T_{em}$  et de la vitesse de rotation  $\omega_m$ .

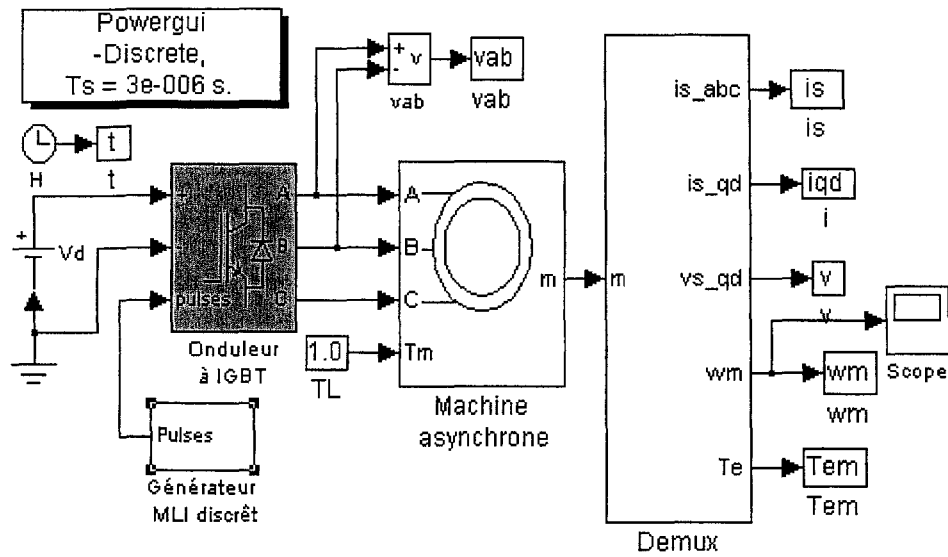


Figure 2.7 Modèle de simulation réalisé avec les blocs de la boîte à outil *SimPowerSystems*

On constate que les courants statoriques atteignent de fortes valeurs pendant environ 0.15 seconde, puis ils décroissent pour atteindre le régime forcé permanent égal au régime statique. La vitesse nominale est atteinte au bout de 0.25 seconde pour un couple résistant constant de 1.0 Nm et une inertie totale de 0.0022 kgm<sup>2</sup>.

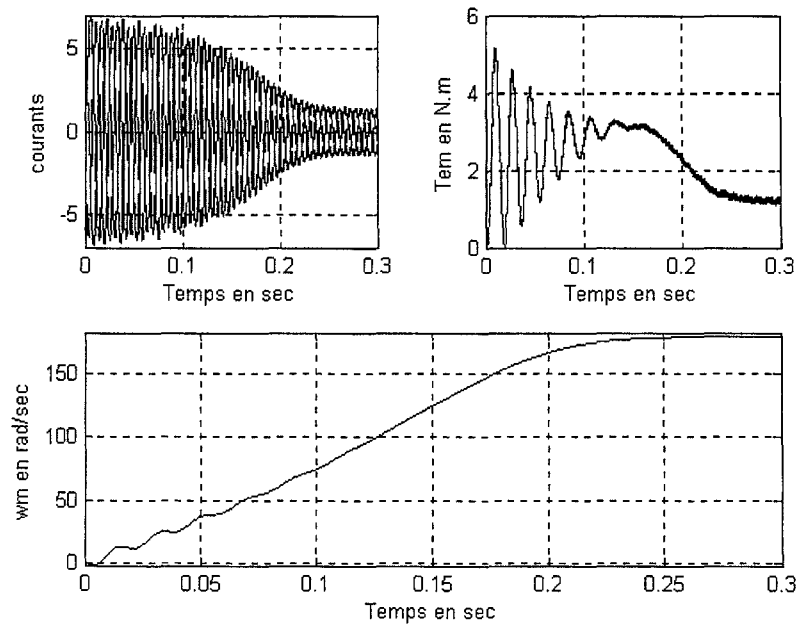


Figure 2.8. Formes d'onde des courants statoriques, du couple électromagnétique  $T_{em}$  et de la vitesse de rotation  $\omega_m$

## 2.7 Commande vectorielle de la machine asynchrone

### 2.7.1 Principe

Le couple électromagnétique  $T_{em}$  peut s'exprimer, comme dans le cas de tous les types de machines électriques, par un produit vectoriel. La formule (2.68) peut s'écrire sous la forme :

$$T_{em} = \frac{P}{2}(\vec{\Psi}_s \otimes \vec{i}_s) \quad (2.91)$$

Les vecteurs (flux et courant) qui forment le couple électromagnétique sont variables en amplitude et en phase. Dans certaines expressions, ces deux grandeurs dépendent du seul courant statorique. Ce dernier peut être décomposé en deux composantes variables en amplitude et en phase :

- le courant réactif (courant de magnétisation) générateur de flux ;
- le courant actif générateur de couple électromagnétique.

La commande vectorielle, appelée aussi commande par orientation du flux, vise un contrôle semblable à celui d'une machine à courant continu à excitation séparée. Pour cela, il faut orienter le flux en quadrature avec le courant à l'origine du couple. On peut ainsi commander séparément la grandeur flux et la grandeur courant génératrice du couple et assurer le découplage de la commande.

La synthèse d'une commande vectorielle de la machine asynchrone se déroule en plusieurs étapes qu'on peut résumer comme suit :

- choisir l'alimentation de la machine (alimentation en courant, en tension ou en tension à courant imposé) ;
- choisir la nature des consignes (flux et couple, flux et glissement, flux et courant, etc.) ;
- déterminer le repère dq (lié au stator, lié au rotor ou lié au champ tournant) et la nature de l'orientation (flux rotorique, flux statorique ou flux de magnétisation) ;
- en déduire les variables de commande (courants  $i_{ds}$ ,  $i_{qs}$ , pulsation de glissement  $\omega_{sl}$ , ...) adaptées au type d'alimentation et un modèle d'état de la machine faisant apparaître la variable intervenant dans l'orientation (courant, flux, etc.) ;
- déterminer, à partir du modèle d'état, la loi de commande assurant le découplage du flux et du couple et l'autopilotage réalisant l'orientation du repère.



Ce repère peut être lié :

au stator :

$$\frac{d\theta_e}{dt} = 0, \quad \frac{d\theta_{sl}}{dt} = -\omega_r = -\frac{P}{2}\omega_m \quad (2.92)$$

On utilise ce repère pour la reconstitution de l'état de la machine asynchrone.

au rotor :

$$\frac{d\theta_{sl}}{dt} = 0, \quad \frac{d\theta_e}{dt} = \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r = \frac{P}{2}\omega_m \quad (2.93)$$

au champ tournant :

$$\frac{d\theta_e}{dt} = \omega_e, \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r = \frac{P}{2}\omega_m, \quad \frac{d\theta_{sl}}{dt} = \omega_e - \omega_r \quad (2.94)$$

Dans ce référentiel, les grandeurs sinusoïdales en régime permanent dans le repère abc (courants et flux) deviennent des grandeurs constantes. Il est généralement retenu pour réaliser le pilotage vectoriel. Les grandeurs continues sont transformées à l'aide de la transformation inverse de Park pour agir sur les grandeurs réelles.

### 2.7.2 Orientation et régulation du flux

Pour l'orientation du flux, trois choix sont possibles :

Orientation du flux rotorique :

$$\Psi_{dr} = \Psi_r \text{ et } \Psi_{qr} = 0 \quad (2.95)$$

Orientation du flux statorique :

$$\Psi_{ds} = \Psi_s \text{ et } \Psi_{qs} = 0 \quad (2.96)$$

Orientation du flux d'entrefer :

$$\Psi_{dm} = \Psi_m \text{ et } \Psi_{qm} = 0 \quad (2.97)$$

La régulation de flux peut être soit directe soit indirecte.

Commande vectorielle directe : le flux est régulé par une contre-réaction. Il doit être donc mesuré ou estimé. L'angle d'orientation  $\theta_e$  est généralement calculé à partir des composantes du flux dans le repère stationnaire lié au stator et la pulsation statorique  $\omega_e$  est déterminée en dérivant par rapport au temps la position  $\theta_e$ .

Commande vectorielle indirecte : la position du flux est estimée à partir du modèle de la machine. On détermine, en premier lieu la pulsation du glissement à partir du modèle inverse. Puis, on additionne le glissement à la vitesse électrique du rotor pour obtenir la pulsation du champ tournant. L'intégration de cette dernière fournit l'angle d'orientation  $\theta_e$ .

La machine asynchrone peut être alimentée en tension, en courant ou en tension avec imposition du courant. Pour chaque type d'alimentation on peut établir au moins six commandes vectorielles différentes. Dans les références [2-6], on présente en détail plusieurs stratégies de commande vectorielle. Pour le moment, on va présenter deux cas, qui sont les plus utilisés actuellement en industrie. On se limite à l'alimentation en tension avec orientation du flux rotorique ou du flux statorique avec imposition du courant. Une de ces deux stratégies sera utilisée dans les chapitres suivants pour étudier les performances des estimateurs retenus.

### **2.7.3 Alimentation en tension avec orientation du flux rotorique**

Les lois de commande sont obtenues en exprimant la condition (2.94) dans les équations d'état de la machine dans un repère lié au champ tournant rotorique. On distingue deux méthodes : la méthode directe et la méthode indirecte.

#### **2.7.3.1 Contrôle indirect du flux rotorique par imposition du courant statorique**

##### **a) Principe**

On commence par cette méthode parce qu'elle est simple, donne de bonnes performances et ne requiert aucun un circuit de découplage supplémentaire.

Dans un repère mobile lié au champ tournant, on injecte les conditions (2.94) et (2.95) dans le modèle (2.53) et après simplification, on obtient l'équation (2.98).

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds}^e \\ i_{qs}^e \\ \Psi_r \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & \omega_e & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} \\ -\omega_e & -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \tau_r \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & -\omega_{sl} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^e \\ i_{qs}^e \\ \Psi_r \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds}^e \\ v_{qs}^e \end{bmatrix} \quad (2.98)$$

La ligne (3) de l'équation matricielle (2.98) donne l'équation différentielle permettant d'estimer le flux rotorique  $\Psi_r$ , uniquement à partir du courant statorique  $i_{ds}^e$  :

$$\tau_r \frac{d\Psi_r}{dt} + \Psi_r = M i_{ds}^e \quad (\tau_r s + 1)\Psi_r = M i_{ds}^e \quad \text{avec } s = \frac{d}{dt} \quad (2.99)$$

Par contre de la ligne (4), on obtient une relation algébrique pour la pulsation de glissement, à savoir :

$$\omega_{sl} = \frac{M}{\tau_r} \frac{i_{qs}^e}{\Psi_r} \quad (2.100)$$

Cette relation algébrique dépend de la composante  $i_{qs}^e$  du courant statorique mais aussi du flux rotorique  $\Psi_r$ .

L'angle d'orientation  $\theta_e$  (la position de l'axe d du champ tournant par rapport au stator) est obtenu par intégration :

$$\theta_e = \int \omega_e dt = \int (\omega_{sl} + \omega_r) dt = \int (\omega_{sl} + \frac{P}{2} \omega_m) dt \quad (2.101)$$

$\omega_m$  représente la vitesse mécanique qui peut être mesurée ou estimée.

Le couple électromagnétique s'obtient par la relation

$$T_{em} = \frac{P}{2} \frac{M}{L_r} i_{qs}^e \Psi_r \quad (2.102)$$

Il est fonction de  $i_{qs}^e$  et  $\Psi_r$ . Si le flux rotorique est constant, on voit que le couple électromagnétique est proportionnel à la composante  $i_{qs}^e$ . Celle-ci est donc la composante formant le couple électromagnétique. Les caractéristiques sont linéaires ce qui est bénéfique pour le comportement dynamique et la conception des circuits de réglage.

On rappelle que la régulation à orientation du flux rotorique est basée sur le modèle inverse. Dans ce cas, le flux et le couple deviennent les entrées et les courants statoriques  $i_{ds}^e$  et  $i_{qs}^e$  deviennent les variables de sortie :

$$i_{ds}^e = (\tau_r s + 1) \frac{\Psi_r}{M} \quad (2.103)$$

$$i_{qs}^e = \frac{2 L_r T_{em}}{P M \Psi_r} \quad (2.104)$$

### b) Simulation de la structure de commande

La simulation de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté avec imposition du courant a été réalisée dans l'environnement Matlab/Simulink (version 6.5). La figure 2.9 donne l'organisation de la simulation qui est obtenue par l'interconnexion de blocs Simulink remplissant chacun une fonction précise. Ainsi, une ou plusieurs équations liées à la fonction remplie sont associées à chacun de ces blocs. Les différents blocs sont :

- le bloc Machine asynchrone triphasée (dans ce bloc on a utilisé le modèle donné par l'équation (2.35) exprimée dans un repère stationnaire lié au stator) ;
- le bloc Onduleur à hystérésis
- le bloc Transformations dqe → abc
- Le bloc Élaboration de la commande (figure 2.10).

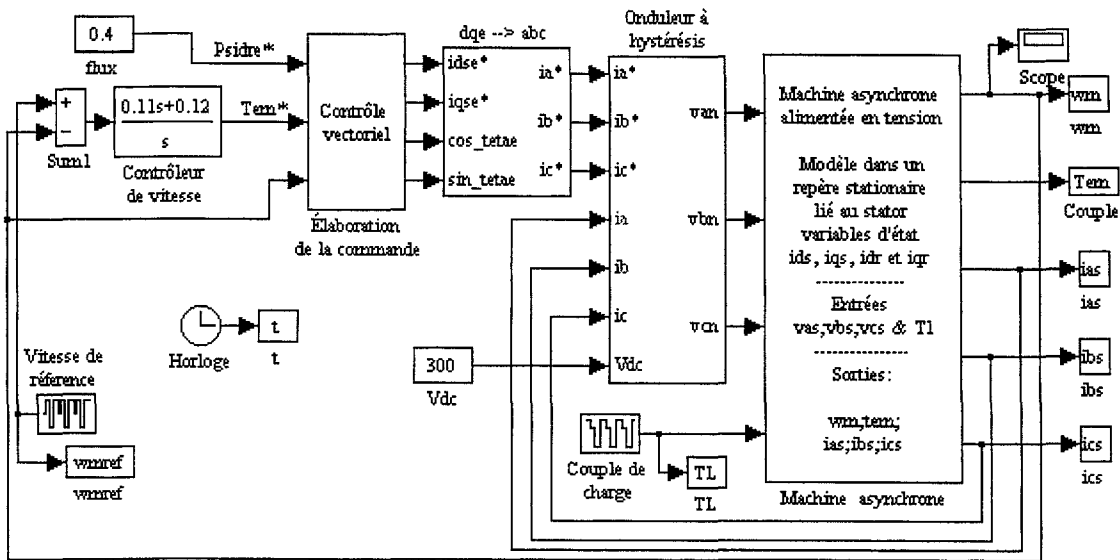


Figure 2.9 Modèle Simulink d'une commande vectorielle à flux rotorique orienté avec imposition du courant

La figure 2.10 montre le contenu du bloc Élaboration de la commande.

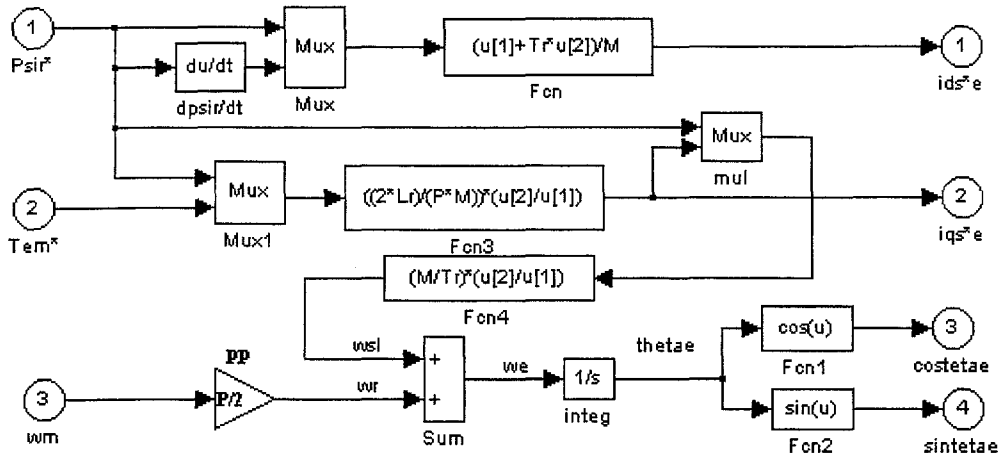


Figure 2.10 Contenu du bloc Élaboration de la commande

L'onduleur à hystérésis impose les trois courants statorique  $i_a, i_b$  et  $i_c$  selon les consignes  $i_a^*, i_b^*$  et  $i_c^*$  par l'intermédiaire d'une transformation de coordonnées  $dq^e - abc^*$  à partir des grandeurs de consigne  $i_{dse}^*$  et  $i_{qse}^*$  pour les deux composantes du courant statorique. Ces deux grandeurs sont exprimées dans le système de coordonnées tournant à la vitesse synchrone. Elles sont constantes en régime établi. La première composante  $i_{de}^*$  est fournie par le régulateur de flux, de telle sorte que le flux désiré soit atteint. L'autre composante  $i_{qe}^*$  provient du régulateur de couple de sorte que le couple électromagnétique nécessaire est produit.

La grandeur de consigne  $\hat{T}_{em}$  provient du régulateur de vitesse (qui est un régulateur proportionnel-intégral PI). La valeur réelle de la vitesse de rotation  $\omega_m$  est mesurée directement. La synthèse du régulateur est réalisée par simulation (essai et erreur).

L'angle d'orientation  $\theta_e$  est déduit à partir de la relation (2.95). Il est utilisé pour élaborer les signaux  $\cos\theta_e$  et  $\sin\theta_e$  nécessaires pour les transformations des coordonnées.

La grandeur de consigne  $\hat{\Psi}_r$  pour le flux rotorique est constante lorsque la machine asynchrone travaille à flux constant et par conséquent à couple constant. On peut aussi appliquer le principe d'affaiblissement du champ comme pour le moteur à courant continu. On doit alors diminuer le flux rotorique dans le domaine de vitesse de rotation élevée, où la machine travaille à

puissance constante. On doit normalement ajouter un bloc pour l'affaiblissement de champ qui élabore le flux  $\hat{\Psi}_r$  en fonction de la vitesse de rotation  $\omega_m$ .

La figure 2.11 montre l'évolution de la vitesse de rotation  $\omega_m$ , de la vitesse de référence, le courant statorique de la phase a  $i_{as}$  et le couple électromagnétique et pour un fonctionnement dans les quatre quadrants. La vitesse de référence et le couple de charge sont montrés en traits interrompus.

La figure 2.11 permet d'évaluer la qualité des résultats obtenus. La dynamique prévue est respectée. La vitesse de rotation suit convenablement la vitesse de référence. Il y a une petite erreur en régime statique, mais elle n'affecte pas le comportement du système. Le courant contient des harmoniques (engendrant des oscillations dans le couple) qui peuvent être réduits en réduisant la bande d'hystérésis. Toutefois, sa robustesse est affectée par les variations de la constante de temps rotorique qui nécessite une adaptation en ligne [32, 33].

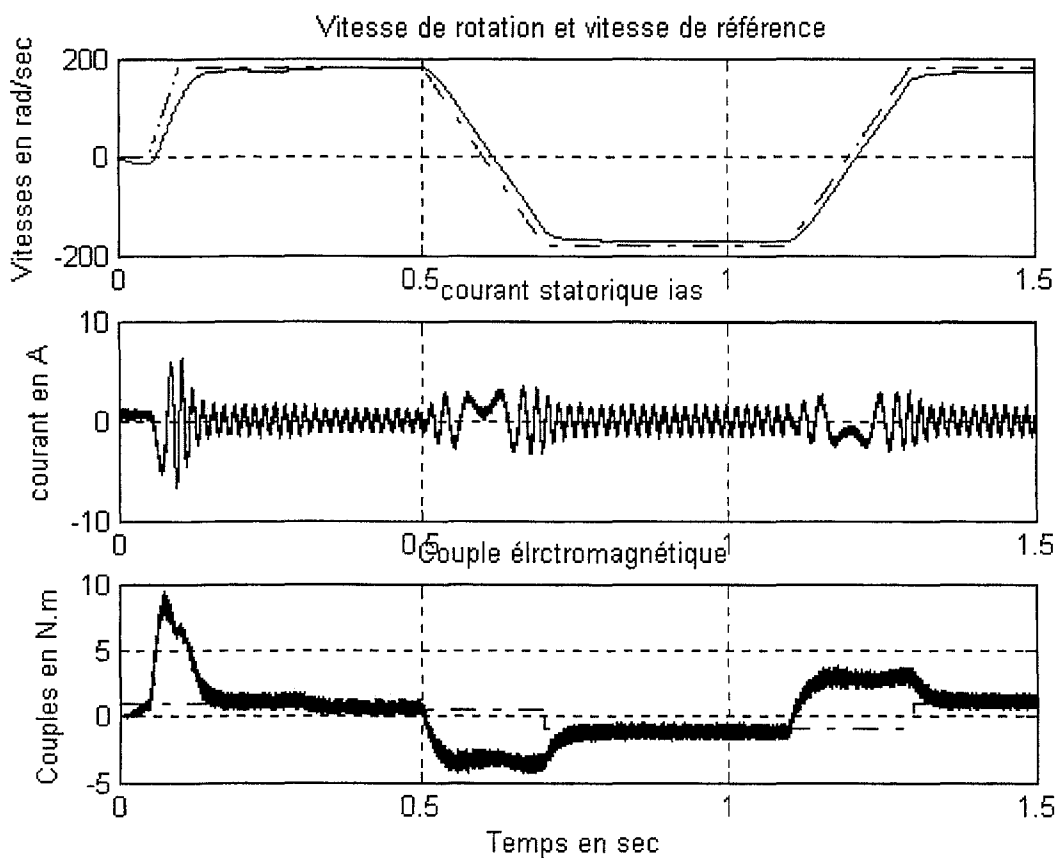


Figure 2.11 Formes d'ondes obtenues de la vectorielle indirecte à flux rotorique orienté

### 2.7.3.2 Contrôle direct du flux rotorique d'une machine asynchrone alimentée en tension

En considérant un repère lié au champ tournant et en injectant les conditions d'orientation dans le modèle d'état (2.53), on obtient après simplification :

$$v_{ds}^e = \sigma L_s \frac{di_{ds}^e}{dt} + (R_s + \frac{L_s}{\tau_r} (1-\sigma)) i_{ds}^e - \omega_e \sigma L_s i_{qs}^e - L_s \frac{(1-\sigma)}{\tau_r M} \Psi_r \quad (2.105)$$

$$v_{qs}^e = \sigma L_s \frac{di_{qs}^e}{dt} + (R_s + \frac{L_s}{\tau_r} (1-\sigma)) i_{qs}^e + \omega_e \sigma L_s i_{ds}^e + L_s \frac{1-\sigma}{M} (\omega_e - \omega_{sl}) \Psi_r \quad (2.106)$$

$$\omega_{sl} = \frac{M}{\tau_r} \frac{i_{qs}^e}{\Psi_r} \quad (2.107)$$

Le couple électromagnétique est donné par :

$$T_{em} = \frac{P}{2} \frac{M}{L_r} i_{qs}^e \Psi_r \quad (2.108)$$

Le flux statorique peut être estimé dans le repère stationnaire lié au stator à l'aide de la relation suivante :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds}^s \\ \Psi_{qs}^s \end{bmatrix} = \int \left( \begin{bmatrix} v_{ds}^s \\ v_{qs}^s \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \right) dt \quad (2.109)$$

Les composantes du flux rotorique dans ce même repère sont données par l'équation (2.31) :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{dr}^s \\ \Psi_{qr}^s \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \left\{ \begin{bmatrix} \Psi_{ds}^s \\ \Psi_{qs}^s \end{bmatrix} - \sigma L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \right\} \quad (2.110)$$

Le flux rotorique est donné par :

$$\Psi_r = \sqrt{(\Psi_{dr}^s)^2 + (\Psi_{qr}^s)^2} \quad (2.111)$$

L'angle d'orientation  $\theta_e$  est donné par :

$$\theta_e = \tan^{-1} \left( \frac{\Psi_{qr}^s}{\Psi_{dr}^s} \right), \quad \cos \theta_e = \left( \frac{\Psi_{dr}^s}{\Psi_r} \right), \quad \sin \theta_e = \left( \frac{\Psi_{qr}^s}{\Psi_r} \right) \quad (2.112)$$

La vitesse mécanique  $\omega_m$  peut être mesurée ou estimée par :

$$\omega_m = \frac{2}{P} (\omega_e - \omega_{sl}) \quad (2.113)$$

Ces expressions peuvent être exploitées telles quelles pour réaliser une commande vectorielle directe mais elles ont un gros inconvénient :  $v_{ds}^e$  influe à la fois sur  $i_{ds}^e$  et  $i_{qs}^e$  donc sur le flux et sur le couple. Il en est de même pour  $v_{qs}^e$ . On est amené à réaliser donc un découplage. Il existe deux principales méthodes qui permettent de découpler les lois de commande : le découplage par compensation et le découplage par retour d'état. Dans cet exemple, on ne considère que la première méthode.

### 2.7.3.3 Découplage par compensation

On définit deux variables de commande  $v_{ds1}^e$  et  $v_{qs1}^e$  [2] :

$$v_{ds}^e = v_{ds1}^e - f_{emd} \quad \text{et} \quad v_{qs}^e = v_{qs1}^e - f_{emq} \quad (2.114)$$

avec

$$f_{emd} = \omega_e \sigma L_s i_{qs}^e + \frac{M}{L_r^2} R_r \Psi_r \quad (2.115)$$

$$f_{emq} = -\omega_e \sigma L_s i_{ds}^e - \frac{M}{L_r} \omega_e \Psi_r + \frac{M^2}{L_r \tau_r} i_{qs}^e \quad (2.116)$$

Les tensions  $v_{ds}^e$  et  $v_{qs}^e$  sont alors reconstituées à partir de  $v_{ds1}^e$  et  $v_{qs1}^e$ . Ces deux variables sont données par :

$$v_{ds1}^e = \sigma L_s \frac{di_{ds}^e}{dt} + (R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2}) i_{ds}^e \quad (2.117)$$

$$v_{qs1}^e = \sigma L_s \frac{di_{qs}^e}{dt} + (R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2}) i_{qs}^e \quad \text{car} \quad ((\omega_e - \omega_{sl}) \Psi = \omega_e \Psi - \frac{M}{\tau_r} i_{qs}^e) \quad (2.118)$$

La figure 2.12 montre le modèle Simulink de la commande vectorielle directe du flux rotorique orienté d'une machine asynchrone avec alimentation en tension. On y trouve le modèle de la machine, un estimateur de flux, du couple, des courants et de la pulsation de glissement, modèle de découplage basé sur les équations (2.115) et (2.11). En plus de ces modules, on y trouve trois correcteurs PI : un correcteur de couple, un correcteur de flux et un correcteur de vitesse. Ces correcteurs ont été conçus par essai et erreur. La machine utilisée est celle de la section 2.6.



Pour évaluer les performances théoriques de cette loi de commande, on a testé dans le cas idéal suivant : fonctionnement en continu, machine idéale, onduleur avec interrupteurs parfaits, charge constante et capteurs parfaits. Les résultats de simulation sont représentés à la figure 2.13. Sur cette figure est représenté en simulation un régime transitoire avec régulation de vitesse. On peut constater que le vecteur flux rotorique est pratiquement sur l'axe d, puisque la composante q est très faible.

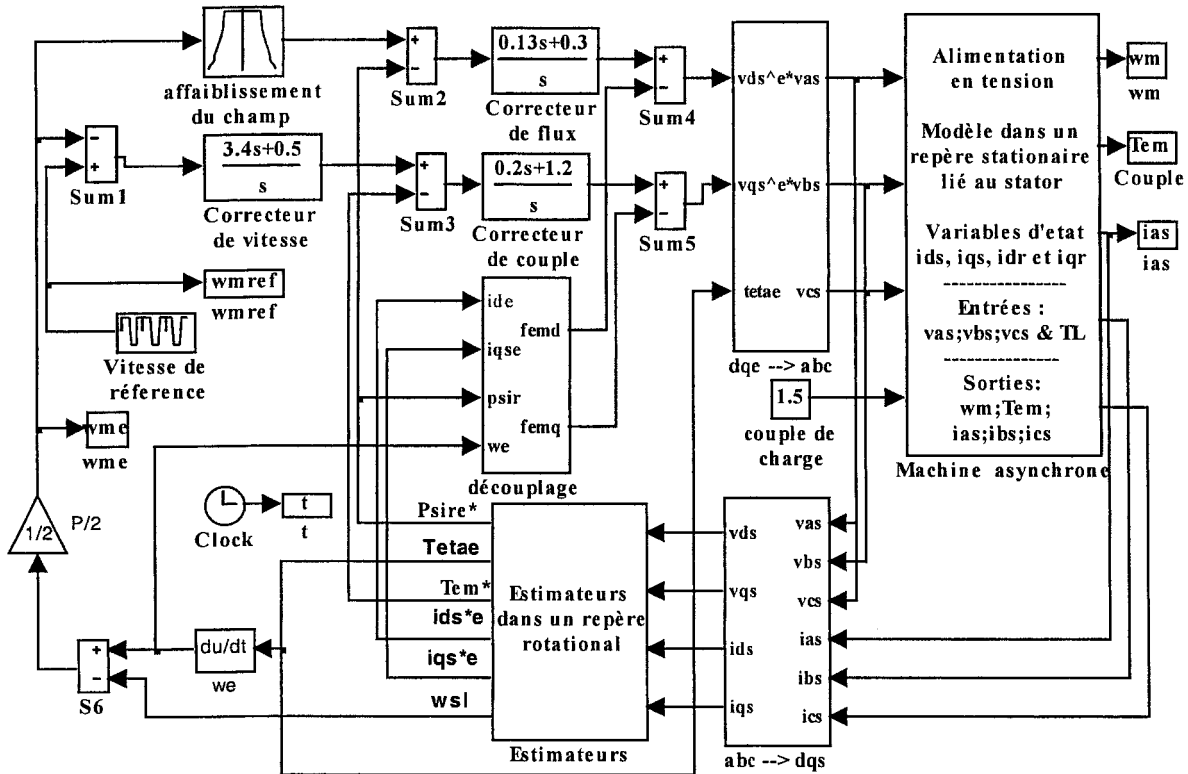


Figure 2.12 Modèle Simulink d'une commande vectorielle directe à flux rotorique orienté d'une machine asynchrone alimentée en tension

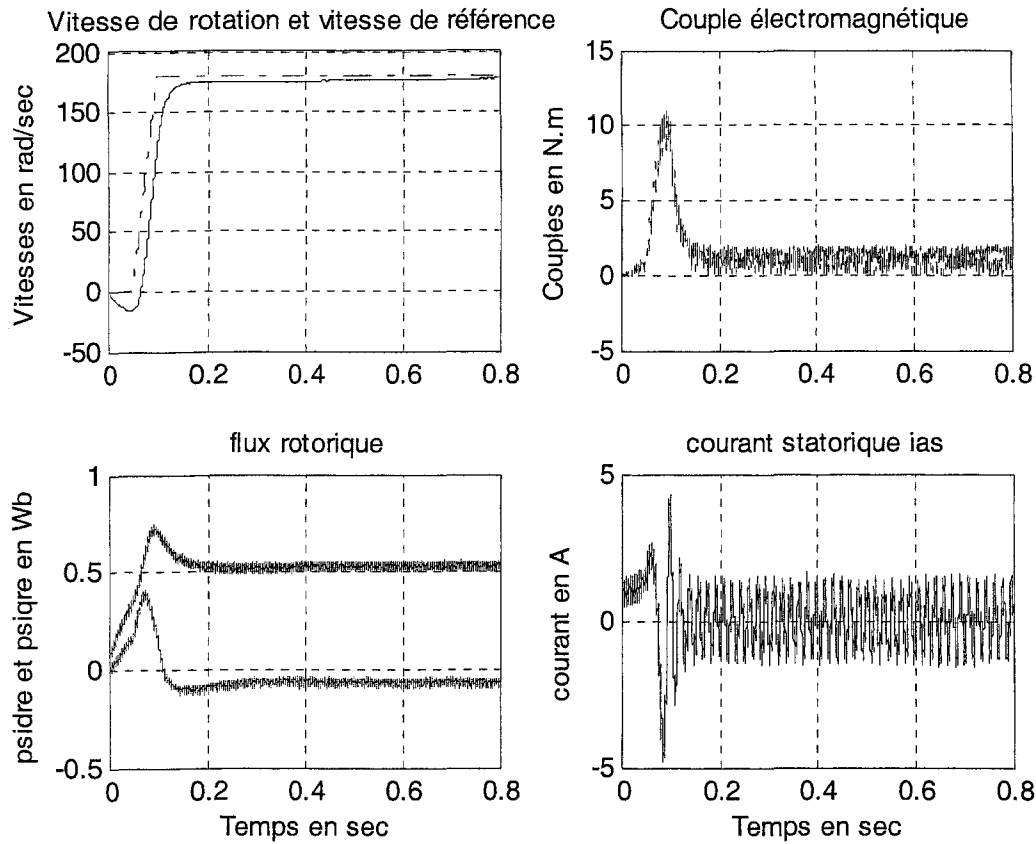


Figure 2.13 Formes d'onde de la commande vectorielle directe à flux rotorique orienté

## 2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté le modèle général de la machine asynchrone. On a précisé les conditions d'orientation dans les trois référentiels. On a également élaboré les différents modèles d'état de la machine asynchrone pour l'alimentation en tension et l'alimentation en courant. En général, ces modèles sont mis en oeuvre pour analyser le comportement de la machine ou pour mettre en place les différentes fonctions de commande et d'observation.

Deux types de la commande vectorielle ont aussi été présentés, la commande vectorielle indirecte et la commande vectorielle directe. Les deux stratégies de commande permettent

d'imposer à la machine asynchrone un comportement semblables à ceux de la machines à courant continu dans laquelle le flux n'est pas affecté par les variations du couple électromagnétique.

Dans la commande vectorielle indirecte, on n'a pas besoin ni de capteurs, ni d'estimateur du flux. Cependant, cette technique de commande est très sensible aux variations des paramètres de la machine. Le principe de la commande vectorielle indirecte est simple à réaliser, mais exige la présence d'un capteur. Elle ne peut pas garantir de bonnes prestations statiques et dynamiques.

La commande vectorielle directe nécessite une bonne connaissance du module du flux et de phase. Pour l'alimentation en tension, elle exige un circuit de découpage assez complexe. En plus, il faut procéder à une série de mesures (tensions, courants) aux bornes du système. Ce mode de contrôle garantit un découplage correct entre le flux et le couple quel que soit le point de fonctionnement de la machine. Toutefois, il nécessite l'utilisation de capteurs de flux, ce qui augmente considérablement le coût de fabrication et rend plus fragile son utilisation. D'où l'idée de faire appel à des estimateurs ou à des observateurs à partir des mesures effectuées sur le montage.

## Chapitre 3

# ESTIMATION DE LA VITESSE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE À CAGE D'ÉCUREUIL PAR LES MÉTHODES BASÉES SUR LA MODÉLISATION DYNAMIQUE

### 3.1 Introduction

Les variables d'état ou les grandeurs de sortie utilisées pour élaborer une loi de commande, une technique de détection de défauts, une stratégie d'optimisation énergétique ou une protection d'une machine asynchrone sont souvent difficilement accessibles pour des raisons techniques (flux, couples, courants rotoriques) ou pour des problèmes de coût et de fiabilité (vitesse, position). Il serait opportun de les déterminer sans utiliser de capteurs électromécaniques ou optoélectroniques. Dans cette partie, on présente les principales méthodes basées sur le modèle dynamique de la machine asynchrone et qui permettent de reconstituer la vitesse à partir uniquement des courants et des tensions statoriques. Ces grandeurs sont plus faciles à mesurer à l'aide, par exemple, de capteurs à effet Hall. On distingue deux grandes familles : les estimateurs en boucle ouverte et les estimateurs en boucle fermée. Un estimateur en boucle ouverte est un estimateur sans correction du vecteur d'état. Par contre, dans un estimateur en boucle fermée, une correction (une rétroaction) est effectuée sur le vecteur d'état, ce qui améliore la dynamique de l'estimateur. Notons que dans ce cas, la boucle est fermée sur elle-même et pas sur le système à contrôler.

Dans ce chapitre, on résume l'état de l'art de l'estimation de la vitesse basée sur le modèle dynamique de la machine. La majorité des estimateurs sont modélisés dans un repère stationnaire lié au stator. Pour alléger l'analyse, on se limite aux résultats de simulation les plus représentatifs permettant de tirer des conclusions adéquates.

### 3.2 Estimateurs en boucle ouverte

Les estimateurs en boucle ouverte reposent sur l'utilisation du modèle dynamique de la machine (représentation de la machine sous forme d'équation de Park). On les nomme estimateurs statiques si on ne considère que le régime permanent et estimateurs dynamiques si on tient compte aussi du régime transitoire. Dans les deux cas, ces estimateurs sont obtenus par une résolution directe des équations électromécaniques de la machine, et il ne y aucune rétroaction.

Ces estimateurs conduisent à la mise en œuvre d'algorithmes simples, rapides et faciles à implanter. Cependant, ils possèdent les inconvénients majeurs suivants :

- la dynamique dépend des modes de fonctionnement propres de la machine ;
- ils sont peu robustes face aux variations des paramètres (résistances, inductances, coefficient de fuite) qui sont affectés par la température et la fréquence de fonctionnement ;
- ils ne peuvent être utilisés que pour des applications à faibles performances.

#### 3.2.1 Estimateur statique du glissement et de la vitesse de rotation pour les applications à faibles performances

En négligeant la résistance et l'inductance statoriques du circuit équivalent en régime permanent d'une machine asynchrone, et pour un point de fonctionnement proche du point nominal, on démontre facilement que le glissement  $s$  est donné par [5] :

$$s = \frac{R_r \omega_e T_{em}}{3|V_m|^2} \quad (3.1)$$

La vitesse de rotation est donnée par :

$$\omega_m = \frac{2}{P} \omega_r = \frac{2}{P} \omega_e (1 - s) \quad (3.2)$$

Cet estimateur est utilisé uniquement en régime nominal et donne des résultats médiocres en régime dynamique.

#### 3.2.2 Estimateurs dynamiques pour les applications moyennes performances

Ces estimateurs requièrent la mesure ou l'estimation préalable du flux statorique ou rotorique. L'estimation du flux peut se faire à partir des grandeurs statoriques exprimées dans un

repère stationnaire ou rotationnel. Le traitement mathématique dans le premier repère est plus simple puisqu'il n'exige pas de transformations trigonométriques. Plusieurs estimateurs sont possibles alors. On se limitera aux plus importants. D'autres estimateurs sont présentés dans les références [3, 4].

### 3.2.2.1 Estimateur de vitesse dans un repère stationnaire lié au stator : cas 1

Dans un repère stationnaire lié au stator ( $\frac{d\theta_e}{dt} = 0$  et  $\frac{d\theta_{sl}}{dt} = -\omega_r = -\frac{P}{2}\omega_m$ ), on a d'après la ligne 4 de la matrice (2.27) et la ligne 3 de la matrice (2.38) :

$$0 = \frac{1}{\tau_r}(\Psi_{dr}^s - M i_{ds}^s) + \frac{d\Psi_{dr}^s}{dt} + \frac{P}{2}\omega_m \Psi_{qr}^s \quad (3.3)$$

ce qui donne, après arrangement des termes :

$$\omega_m = \frac{2}{P} \frac{\left[ -\frac{d\Psi_{dr}^s}{dt} - \frac{\Psi_{dr}^s}{\tau_r} + \frac{M}{\tau_r} i_{ds}^s \right]}{\Psi_{qr}^s} \quad (3.4)$$

Or d'après la relation (2.33) on a :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr}^s \\ \Psi_{qr}^s \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \left\{ \begin{bmatrix} v_{ds}^s \\ v_{qs}^s \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} - \sigma L_s \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \right\} \quad (3.5)$$

Les équations (3.4) et (3.5) permettent d'estimer la vitesse de rotation à partir de la mesure des courants et des tensions statoriques. On constate que cet estimateur utilise deux intégrateurs, deux différentiateurs et cinq paramètres de la machine, ce qui le rend peu robuste. En plus, cet estimateur est difficile à mettre en oeuvre puisque le dénominateur (flux statorique) est un signal alternatif qui passe périodiquement par zéro car on travaille dans le repère stationnaire.

### 3.2.2.2 Estimateur de vitesse dans un repère stationnaire lié au stator : cas 2

Dans un repère stationnaire lié au stator on peut écrire, à partir du système d'équations différentielles (2.54) :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr}^s \\ \Psi_{qr}^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_r \\ \omega_r & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{dr}^s \\ \Psi_{qr}^s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{M}{\tau_r} & 0 \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

En multipliant la première ligne par  $\Psi_{qr}^s$  et la deuxième ligne par  $\Psi_{dr}^s$ , on trouve :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{qr}^s \frac{d\Psi_{dr}^s}{dt} \\ \Psi_{dr}^s \frac{d\Psi_{qr}^s}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\Psi_{qr}^s}{\tau_r} & -\Psi_{qr}^s \omega_r \\ \Psi_{dr}^s \omega_r & -\frac{\Psi_{dr}^s}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{dr}^s \\ \Psi_{qr}^s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{M}{\tau_r} \Psi_{qr}^s & 0 \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} \Psi_{dr}^s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

En soustrayant les deux lignes de la matrice et en arrangeant les termes, on trouve :

$$\omega_m = \frac{2}{P} \omega_r = \frac{2}{P} \frac{\left[ \Psi_{dr}^s \frac{d\Psi_{qr}^s}{dt} - \Psi_{qr}^s \frac{d\Psi_{dr}^s}{dt} - \frac{M}{\tau_r} (\Psi_{dr}^s i_{qs}^s - \Psi_{qr}^s i_{ds}^s) \right]}{\Psi_{dr}^{s2} + \Psi_{qr}^{s2}} \quad (3.8)$$

Dans cette équation, le module de flux ne passe pas zéro car les deux composantes sont en quadrature de phase.

### 3.2.2.2.1 Résultats de simulation en boucle ouverte

L'estimation de la vitesse de rotation est effectuée pour une alimentation sinusoïdale équilibrée avec des différentes valeurs de variation de la résistance statorique et rotorique.

La figure 3.1 représente le modèle Simulink de l'estimateur de vitesse basée sur l'équation (3.8). On y trouve deux dérivateurs et deux intégrateurs.

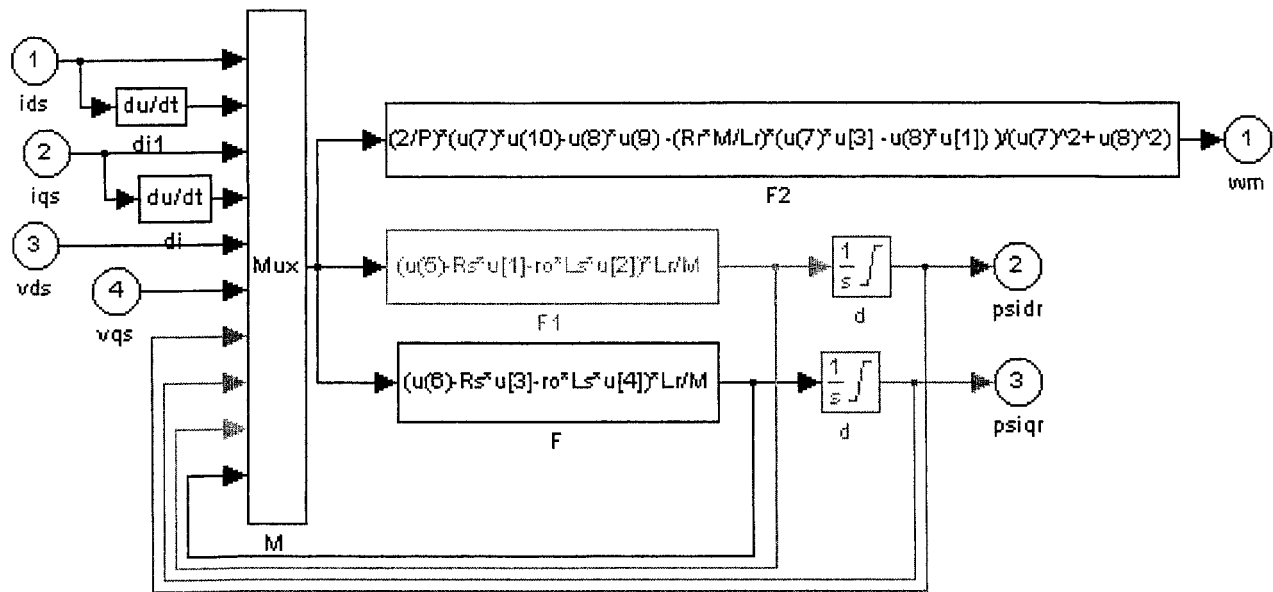


Figure 3.1 Modèle Simulink de l'estimateur de vitesse basé sur l'équation (3.8)

La figure 3.2 montre les résultats obtenus. La courbe correspond au cas nominal, c'est-à-dire la machine est alimentée à l'aide des valeurs nominales et fonctionne sans variation des paramètres. Elle montre la courbe de la vitesse réelle et celle estimée. Dans ce cas, on constate une forte erreur dynamique au démarrage et lors du changement du sens de rotation. L'erreur de vitesse apparaissant au temps  $t=1$  s est dû au terme dérivé de la vitesse. On note bien que l'erreur statique (régime permanent) est très faible. À basse vitesse, la précision de cet estimateur est limitée. Néanmoins, quelques améliorations peuvent être apportées si on utilise d'autres techniques d'estimation de flux (observateurs d'état déterministes, filtres de Kalman).



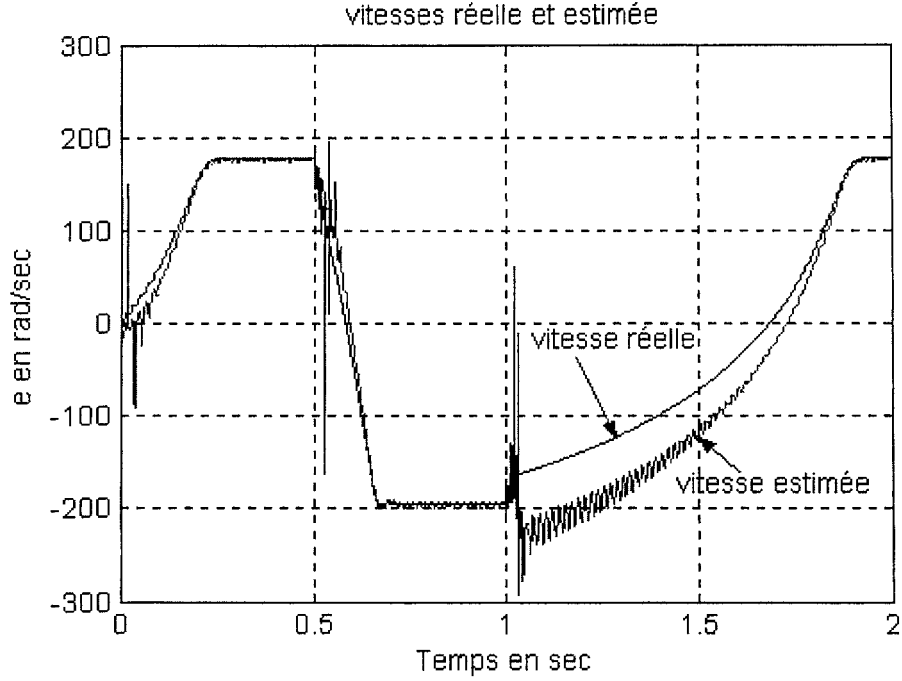


Figure 3.2. Résultats de simulation d'un estimateur basé sur la formule 3.8

### 3.2.2.3 Estimateur de vitesse dans un repère stationnaire lié au stator : cas 3

D'après le système d'équations différentielles (2.41), on peut écrire :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} = \frac{1}{\sigma L_s} \left\{ \begin{bmatrix} \frac{1}{\tau_r} & \omega_r & -L_s \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) & -\sigma L_s \omega_r \\ -\omega_r & \frac{1}{\tau_r} & \sigma L_s \omega_r & -L_s \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds}^s \\ \Psi_{qs}^s \\ i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{ds}^s \\ v_{qs}^s \end{bmatrix} \right\} \quad (3.9)$$

De la première ligne de l'équation d'état (3.9), on tire :

$$\omega_m = \frac{2}{P} \omega_r = -\frac{2}{P} \frac{\left[ v_{ds}^s - \left( R_s + \frac{L_s}{\tau_r} \right) i_{ds}^s - \sigma L_s \frac{di_{ds}^s}{dt} + \frac{\Psi_{ds}^s}{\tau_r} \right]}{\Psi_{qs}^s - \sigma L_s i_{qs}^s} \quad (3.10)$$

et de la deuxième ligne de l'équation d'état (3.9), on tire :

$$\omega_m = \frac{2}{P} \omega_r = \frac{2}{P} \frac{\left[ v_{qs}^s - \left( R_s + \frac{L_s}{\tau_r} \right) i_{qs}^s - \sigma L_s \frac{di_{qs}^s}{dt} + \frac{\Psi_{qs}^s}{\tau_r} \right]}{\Psi_{ds}^s - \sigma L_s i_{ds}^s} \quad (3.11)$$

les composantes du flux statorique peuvent être estimées à l'aide :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds}^s \\ \Psi_{qs}^s \end{bmatrix} = \int \begin{bmatrix} v_{ds}^s - R_s i_{ds}^s \\ v_{qs}^s - R_s i_{qs}^s \end{bmatrix} dt \quad (3.12)$$

Les résultats de simulation ont montré que la résistance statorique  $R_s$  affecte, d'une façon notable, les performances de cet estimateur surtout aux basses vitesses. C'est ainsi que plusieurs techniques ont été développées afin de l'identifier en ligne.

Comparaison de trois estimateurs.

À cause de singularités, l'estimateur de premier cas n'est pas exploitable. Les deux autres estimateurs sont presque de la même complexité, cependant, celui du troisième cas est beaucoup plus affecté par la résistance statorique.

### 3.2.2.4 Méthode d'estimation basée sur la commande vectorielle à flux orienté

Dans les systèmes d'entraînement de la machine asynchrone, le flux d'entrefer est généralement maintenu proche de la valeur nominale afin d'obtenir un couple maximum, d'améliorer la stabilité et d'obtenir une réponse rapide en régime transitoire. Pour garder le flux constant, on fait varier la tension d'alimentation de la machine proportionnellement à la fréquence. Une étude sur les différentes techniques du contrôle du flux à V/F constant est rapportée dans la référence [18]. L'étude est basée sur les équations de la machine en régime permanent. La dynamique et la précision de ce système d'entraînement sont assez modestes voir médiocres. Dans le chapitre 2, on a présenté et simulé les deux stratégies de commande vectorielle les plus répandues.

Pour éviter l'utilisation d'un capteur de vitesse, de position ou de flux dans une commande vectorielle de la machine, les variables électriques sont utilisées pour estimer le flux (statorique, rotorique, d'entrefer). Le schéma de principe d'une commande vectorielle et d'une estimation du flux rotorique sans capteur de vitesse est illustré à la figure 3.3. Les variables de sortie de l'estimateur sont utilisées pour déterminer l'angle d'orientation. Le flux rotorique, la fréquence de synchronisme, la fréquence de glissement et la vitesse sont déterminés en utilisant les équations développées dans le chapitre 2.

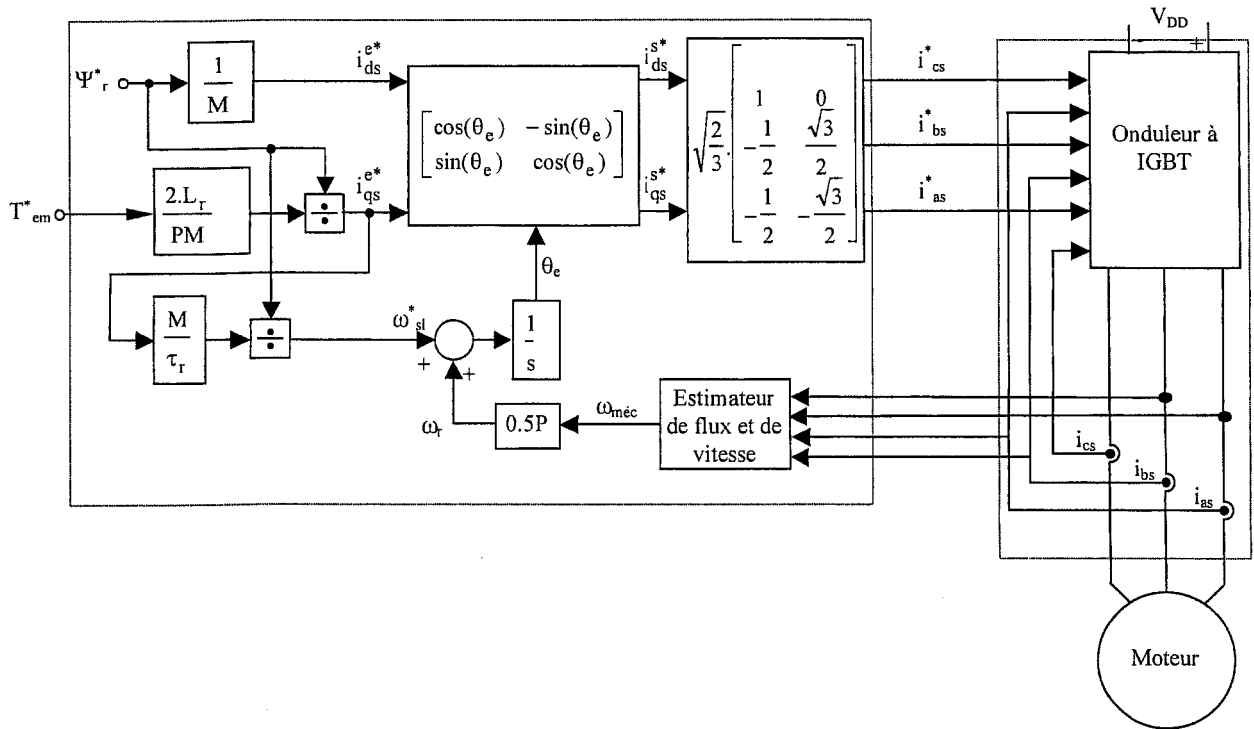


Figure 3.3. Commande vectorielle sans capteur de vitesse à flux rotorique orienté avec imposition de courant

La précision du flux rotorique estimé, et par conséquent la vitesse de rotation, dépend de la précision des valeurs de la résistance et de l'inductance rotoriques. Or la résistance varie avec la température et la fréquence (effet de peau). Les inductances de fuite varient avec l'état magnétique (point d'opération) de la machine. Ceci affecte la qualité de l'estimation et les performances de la commande [2].

Les avantages et les limitations de la commande vectorielle à flux (statorique ou rotorique) orienté sont abondamment cités dans la littérature [1-8]. Dans la référence [49], les commandes vectorielles directe et indirecte sont combinées ensemble pour avoir un fonctionnement de la machine asynchrone sans capteur de vitesse sur une large plage de vitesse y compris le démarrage doux à vitesse nulle. Le système d'entraînement à flux orienté commence à vitesse nulle dans le mode de commande vectorielle indirecte, et lorsque la vitesse augmente, il transite alors vers la commande vectorielle directe. Pendant la décélération, le système revient à nouveau dans le mode de commande vectorielle indirecte jusqu'à vitesse nulle. Les variations de la résistance statorique sont compensées par la mesure directe de la température du stator. Pour résoudre le problème d'intégration de la tension statorique aux basses fréquences, un filtre passe-

bas avec une constante de temps programmable a été utilisé. Ainsi, le système a été rendu beaucoup moins sensible aux variations des paramètres de la machine. Par contre, en pratique, la transition douce de la commande vectorielle indirecte vers la commande vectorielle directe et inversement est problématique dans ce système d'entraînement qui est relativement complexe mais assez robuste.

### **3.4 Méthode d'estimation basée sur la commande directe du couple et du flux**

Le principe de la commande directe du couple et du flux est basé sur l'utilisation de contrôleurs à hystérésis produisant une sortie MLI optimale [13-14, 50]. La figure 3.4 montre le schéma de principe d'une commande directe du couple. Cette stratégie de commande consiste à régler l'amplitude et la phase du vecteur représentatif des composantes du flux statorique. On travaille pour ce faire dans un repère lié au stator. Les signaux de sortie des contrôleurs sont envoyés aux comparateurs à hystérésis pour obtenir la logique de commande convenable.

Dans ce système d'entraînement, les valeurs instantanées du flux statorique (équation 3.12) et du couple (équation 2.68) sont calculées seulement à l'aide des tensions et des courants statoriques. Le couple et le flux peuvent être réglés directement et indépendamment en choisissant un mode optimum dans la commutation de l'onduleur. La sélection est faite pour limiter les erreurs sur le flux et sur le couple dans les bandes d'hystérésis et obtenir une réponse rapide du couple, un nombre réduit de commutations de l'onduleur, et par conséquent des pertes plus faibles. Les problèmes d'intégration et de dérive dans l'établissement du flux, particulièrement à basse vitesse, sont bien documentés dans la référence [51].

La commande directe du couple présente l'avantage de permettre d'obtenir des performances dynamiques élevées sans nécessiter, contrairement à la commande vectorielle, ni puissance de calcul élevée, ni mesure ou estimation précise de la vitesse rotorique. Du fait de l'estimation du flux statorique par l'intégration des valeurs mesurées, la régulation est toutefois très sensible aux erreurs de mesure. En outre, en se faisant à partir de comparateurs à hystérésis, la stratégie de commande conduit à un fonctionnement à fréquence variable de l'onduleur de tension qui alimente la machine. Actuellement, on intègre à la commande directe du couple une

modulation vectorielle (Space vector modulation SVM) pour limiter la fréquence de commutation, augmenter le gain en tension et réduire les harmoniques.

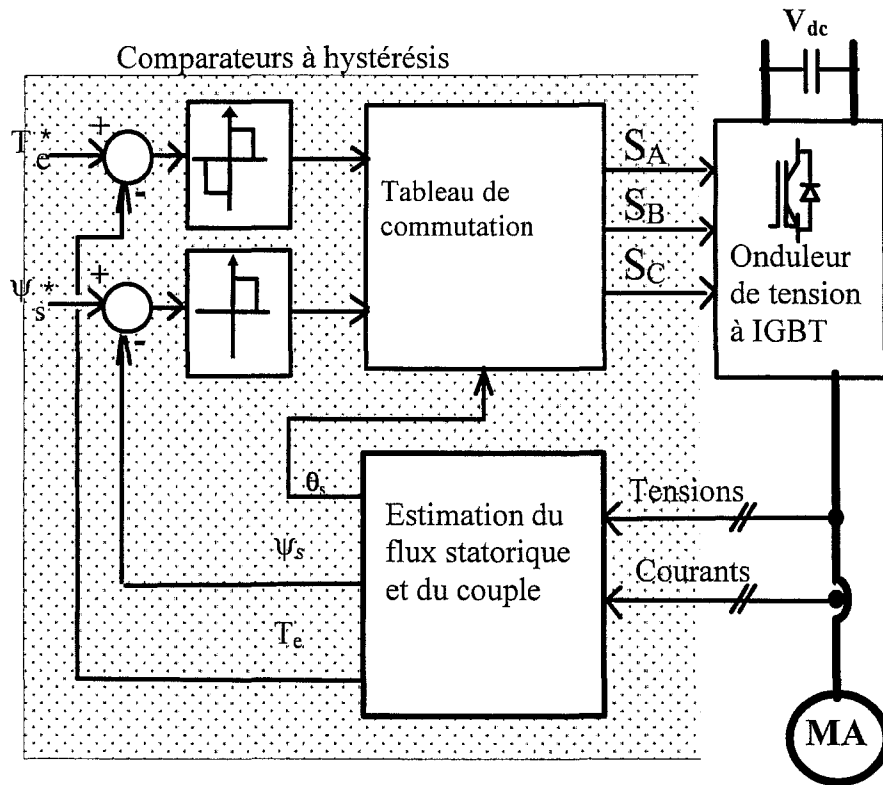


Figure 3.4 Principe de la commande directe du couple

### 3.5. Estimation de la vitesse d'une machine asynchrone par observateurs d'état déterministes ou estimateur en boucle fermée

#### 3.5.1 État de l'art

Les stratégies de la commande vectorielle à flux orienté ont principalement été développées en supposant bien connue la valeur exacte du flux rotorique, statorique ou d'entrefer. Par conséquent, la robustesse de ces approches de commande dépend du degré d'exactitude de ces flux. Comme la mesure directe des flux réduit la fiabilité du système d'entraînement, de nombreuses méthodes ont été proposées pour estimer le flux en utilisant divers types d'observateurs d'état déterministes [22-25]. Ces observateurs permettent de reconstituer l'état d'un système observable à partir de la mesure des entrées et des sorties.

On désigne par  $\hat{x}$  le vecteur d'état estimé. En mode discret, la mise en équation de l'observateur conduit à :

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1} = A_d \hat{x}_k + B_d u_k + K_{\text{obs}} \varepsilon_k \\ \hat{y}_k = C_d \hat{x}_k \end{cases} \quad (3.13)$$

Le terme  $K_{\text{obs}} \varepsilon_k$  corrige le vecteur reconstruit à partir de l'erreur d'estimation  $\varepsilon_k = y_k - \hat{y}_k$

À partir du système d'équations (3.13), on établit :

$$\hat{x}_{k+1} = (A_d - K_{\text{obs}} C_d) \hat{x}_k + B_d u_k + K_{\text{obs}} y_k \quad (3.14)$$

L'erreur d'estimation  $\tilde{x}_k = x_k - \hat{x}_k$  est donnée par :

$$\tilde{x}_{k+1} = (A_d - K_{\text{obs}} C_d) \tilde{x}_k \quad (3.15)$$

La matrice des gains est calculée de manière à assurer une convergence rapide de  $\hat{x}$  vers  $x$ .

Les performances de cet observateur sont liées aux valeurs propres de:  $A_d - K_{\text{obs}} C_d$ .

Le passage dans l'espace canonique d'observabilité simplifie la synthèse de l'observateur par placement de pôles.

Dans la référence [7], un observateur de Luenberger a été utilisé pour reconstruire la vitesse de rotation d'une machine asynchrone à partir du couple électromagnétique et de la position angulaire lorsque le couple résistant est maintenu constant.

L'équation mécanique de la machine est donnée par :

$$\begin{cases} \frac{d\omega_m}{dt} = \frac{1}{J} (T_{\text{em}} - T_L - \beta\omega_m) \\ T_L = f(\theta_m) \\ \frac{d\theta_m}{dt} = \omega_m \end{cases} \quad (3.16)$$

avec  $T_{\text{em}}$  le couple électromagnétique,  $T_L$  le couple de charge,  $\omega_m$  la vitesse de rotation,  $\theta_m$  la position angulaire de moteur,  $\beta$  le coefficient de frottement et  $J$  le moment d'inertie.

En se basant sur l'équation mécanique de la machine (3.16), l'algorithme du reconstituteur est alors donné par :

$$\begin{cases} \hat{\omega}_m = \frac{1}{s} \frac{1}{J} (T_{em} + k_1 \hat{\theta}_m + k_2 \frac{1}{s} \tilde{\theta}_m - \beta \hat{\omega}_m) \\ \hat{\theta}_m = \frac{1}{s} (\hat{\omega}_m + k_3 \hat{\theta}_m) \\ T_L = -k_1 \hat{\theta}_m - k_2 \frac{1}{s} \tilde{\theta}_m \end{cases} \quad (3.17)$$

avec  $\tilde{\theta}_m = \theta_m - \hat{\theta}_m$  l'erreur d'estimation sur la position angulaire et  $s$  l'opérateur de Laplace.

$k_1, k_2, k_3$  sont les gains de l'observateur.

Les résultats publiés en [4] prouvent que cette technique offre une meilleure dynamique que celle obtenue avec une génératrice tachymétrique et une meilleure précision que celle produite par la dérivation de la position angulaire (fortement bruitée par la faible résolution des capteurs de position et une période d'échantillonnage mal adaptée).

Plusieurs autres formes d'observateurs d'état déterministes ont été largement utilisées pour reconstituer le flux à partir des variables électriques de la machine. La référence [25] propose un observateur d'état d'ordre réduit qui reconstruit le flux rotorique. Ce dernier est estimé en utilisant deux modèles : un modèle pour la tension et un modèle pour le courant.

L'équation pour le modèle de tension est :

$$\frac{d\hat{\Psi}_{rv}}{dt} = \frac{L_r}{M} (v_s - R_s i_s - \sigma L_s \frac{di_s}{dt}) \quad (3.18)$$

L'équation pour le modèle du courant est :

$$\frac{d\hat{\Psi}_{ri}}{dt} = \left\{ -\frac{1}{\tau_r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \omega_r \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right\} \hat{\Psi}_{ri} + \frac{M}{\tau_r} i_s \quad (3.19)$$

On constate que le modèle de tension ne contient pas la vitesse rotorique  $\omega_m$ , alors que le modèle du courant l'inclut. Ainsi, la vitesse est estimée en se basant sur la différence entre les sorties de ces deux modèles. Elle est donnée par :

$$\hat{\omega}_r = (K_p + \frac{K_i}{s}) \varepsilon \quad (3.20)$$

où  $\varepsilon$  est l'erreur à la sortie. Le régulateur proportionnel-intégral PI est inséré pour améliorer la dynamique de l'estimateur. Dans l'implémentation pratique et à cause des problèmes de valeurs initiales et de la dérive, l'intégrateur a été remplacé par un filtre passe-bas.

L'observateur d'ordre réduit est connu par sa sensibilité au bruit de mesure surtout dans la région des basses vitesses [7] parce qu'il a implicitement un différentiateur dans le régulateur de l'erreur de sortie.

Il a été souligné que le problème principal avec l'observateur d'état du flux est essentiellement causé par les dérives et les variations des paramètres de la machine. Il a été suggéré de doter ces observateurs d'une capacité de réinjection d'une perturbation quantitative explicitement dans le critère de conception. Par conséquent, les observateurs d'état sont conçus par tâtonnement (méthode d'essai et erreur).

Dans les références [26, 52, 53], on y expose une méthode d'estimation du flux rotorique à l'aide d'un observateur robuste par mode de glissement. La conception est faite d'une façon quantitative en se basant sur la capacité de réinjection d'une perturbation sur le taux de convergence de l'erreur d'estimation. Il a été prouvé que l'observateur par mode glissement est moins sensible aux bruits de mesure.

Les limites de précision et de robustesse d'une commande vectorielle à flux orienté basée sur la mesure des tensions et des courants statoriques sont exposées dans [26-29]. Plusieurs autres types d'observateurs de flux et leurs limites sont aussi discutés. Un observateur du flux en boucle fermée intégrant un observateur de vitesse en incluant le modèle mécanique du système sont proposés. Les différentes méthodes pour réaliser l'orientation du flux direct à l'aide d'observateur d'état sont aussi présentées.

### **3.5.2 Estimation de la vitesse par observateur adaptatif déterministe**

Dans cet exemple, on expose et on simule un observateur non-linéaire adaptatif basé sur la modélisation dynamique. Cette observateur a été étudié dans les références [2-3, 6, 21, 21]. Il utilise les grandeurs statoriques exprimées dans un repère stationnaire lié au stator. Les essais sont effectués avec des conditions initiales non nulles pour évaluer la phase de convergence de l'observateur et avec des paramètres variables pour examiner sa robustesse.



### 3.5.2.1 Modélisation de l'observateur

Dans un repère stationnaire lié au stator, le comportement dynamique d'une machine asynchrone peut être décrit par les équations d'état suivantes :

$$\frac{dx}{dt} = Ax + Bu \quad (3.21)$$

$$y = Cx \quad (3.22)$$

avec :

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \\ 0 & -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & \omega_r & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \quad (3.22a)$$

$$B = \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.22b)$$

$$x = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad u = \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (3.22c)$$

Dans l'annexe A, on a démontré que le système décrit par les équations (3.21) et (3.22) est uniformément localement observable. L'observateur d'état déterministe permettant d'estimer les composantes dq du courant statorique et les composantes du flux rotorique a pour équation d'état :

$$\frac{d\hat{x}}{dt} = \hat{A}\hat{x} + Bu + G(y - \hat{y}) \quad (3.23)$$

avec  $\hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{i}_{ds} \\ \hat{i}_{qs} \end{bmatrix}$ ,  $y = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}$  et G est la matrice du gain qui sera déterminée pour assurer la stabilité asymptotique de l'observateur.

La figure 3.5 montre le schéma en bloc d'un observateur de vitesse adaptatif. Un mécanisme d'adaptation est inclus pour estimer la vitesse de rotation  $\hat{\omega}_r$  de la matrice  $\hat{A}$ . Pour déterminer le mécanisme d'adaptation et assurer la stabilité de l'observateur, on a utilisé le théorème de stabilité de Lyapunov. Pour obtenir l'équation de l'erreur dynamique d'observation, on soustrait l'équation (3.18) de l'équation (3.23); on trouve ainsi :

$$\frac{de}{dt} = \frac{d(x - \hat{x})}{dt} = (A - GC)e - \Delta A \hat{x} \quad (3.24)$$

avec :

$$e = x - \hat{x}, \quad \Delta A = A - \hat{A}$$

$$\Delta A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{(\hat{\omega}_r - \omega_r)(1 - \sigma)}{\sigma M} \\ 0 & 0 & -\frac{(\hat{\omega}_r - \omega_r)(1 - \sigma)}{\sigma M} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -(\hat{\omega}_r - \omega_r) \\ 0 & 0 & \hat{\omega}_r - \omega_r & 0 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Considérons la fonction candidate de Lyapunov suivante :

$$V(t) = e^T e + \frac{(\hat{\omega}_r - \omega_r)^2}{\lambda} \quad (3.26)$$

où  $\lambda$  est une constante positive. Cette fonction n'est nulle que lorsque l'erreur  $e(t)$  est nulle et la vitesse estimée est égale à la vitesse réelle. Une condition suffisante pour assurer une stabilité asymptotique uniforme de l'observateur est que la dérivée par rapport au temps de la fonction candidate de Lyapunov soit définie négative. La différentielle de l'équation (3.26) s'écrit :

$$\frac{dV}{dt} = e \left[ \frac{d(e^T)}{dt} \right] + e^T \left[ \frac{de}{dt} \right] + 2 \frac{d\hat{\omega}}{dt} \frac{(\hat{\omega}_r - \omega_r)}{\lambda} \quad (3.27)$$

La substitution de l'équation (3.24) dans l'équation (3.27), donne l'équation suivante :

$$\frac{dV}{dt} = e^T [(A - GC)^T + (A - GC)] e - 2(\hat{\omega}_r - \omega_r) \left[ \frac{1 - \sigma}{\sigma M} (e_{ids} \hat{\psi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{dr}) - \frac{1}{\lambda} \frac{d\hat{\omega}_r}{dt} \right] \quad (3.28)$$

avec  $e_{ids} = i_{ds} - \hat{i}_{ds}$  et  $e_{iqs} = i_{qs} - \hat{i}_{qs}$ .

Or  $e^T [(A - GC)^T + (A - GC)] e < 0$ . Pour que la dérivée  $\frac{dV}{dt}$  soit définie négative il suffit donc d'imposer la condition suivante :

$$-2(\hat{\omega}_r - \omega_r) \left[ \frac{1 - \sigma}{\sigma M} (e_{ids} \hat{\psi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{dr}) - \frac{1}{\lambda} \frac{d\hat{\omega}_r}{dt} \right] = 0 \quad (3.29)$$

On en déduit ainsi la loi d'ajustement pour l'estimation de la vitesse :

$$\frac{d\hat{\omega}_r}{dt} = \lambda \frac{1-\sigma}{\sigma M} (e_{ids} \hat{\psi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{dr}) \quad (3.30)$$

La vitesse de rotation est donc estimée à l'aide de la relation :

$$\hat{\omega}_r = \lambda \frac{1-\sigma}{\sigma M} \int (e_{ids} \hat{\psi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{dr}) dt \quad (3.31)$$

Pour améliorer la réponse de l'observateur, on a modifié le mécanisme d'adaptation comme suit :

$$\hat{\omega}_r = K_p (e_{ids} \hat{\psi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{dr}) + K_i \int (e_{ids} \hat{\psi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\psi}_{dr}) dt \quad (3.32)$$

Les constantes  $K_p$  et  $K_i$  ont été déterminées par simulation (méthode d'essai et erreur). D'autre part, puisque la paire (A, C) est observable, on a pu alors choisir la matrice de gain G de l'observateur de telle façon que la matrice A-GC ait son spectre à partie réelle négative, ce qui assure la convergence de e(t) quant t tend vers l'infini. Le calcul du gain G peut être réalisé de différentes manières : placement de pôles, solution stationnaire d'une équation de Riccati, etc.

$$G = \begin{bmatrix} -g_1 & -g_2 & -g_3 & -g_4 \\ g_2 & -g_1 & g_4 & -g_3 \end{bmatrix}^T \quad (3.33)$$

En fonction des paramètres de la machine les gains sont donnés par :

$$\begin{aligned} g_1 &= -(k-1) \left( \frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1}{\sigma\tau_r} \right) \\ g_2 &= -(k-1)\hat{\omega}_r \\ g_3 &= -(k^2-1) \left\{ - \left[ \frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} \right] \frac{\sigma L_s M}{L_r} + \frac{M}{L_r} \right\} + (k-1) \frac{\sigma L_s M}{L_r} \left( \frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1}{\sigma\tau_r} \right) \\ g_4 &= -(k-1)\hat{\omega}_r \frac{\sigma L_s M}{L_r} \end{aligned} \quad (3.34)$$

Les gains  $K_p$  et  $K_i$  du régulateur PI ont été déterminés par simulation en utilisant l'approche de conception : essai-erreur. Suite à plusieurs essais, les gains retenus sont :  $K_p = 50$  et  $K_i = 40000$ .

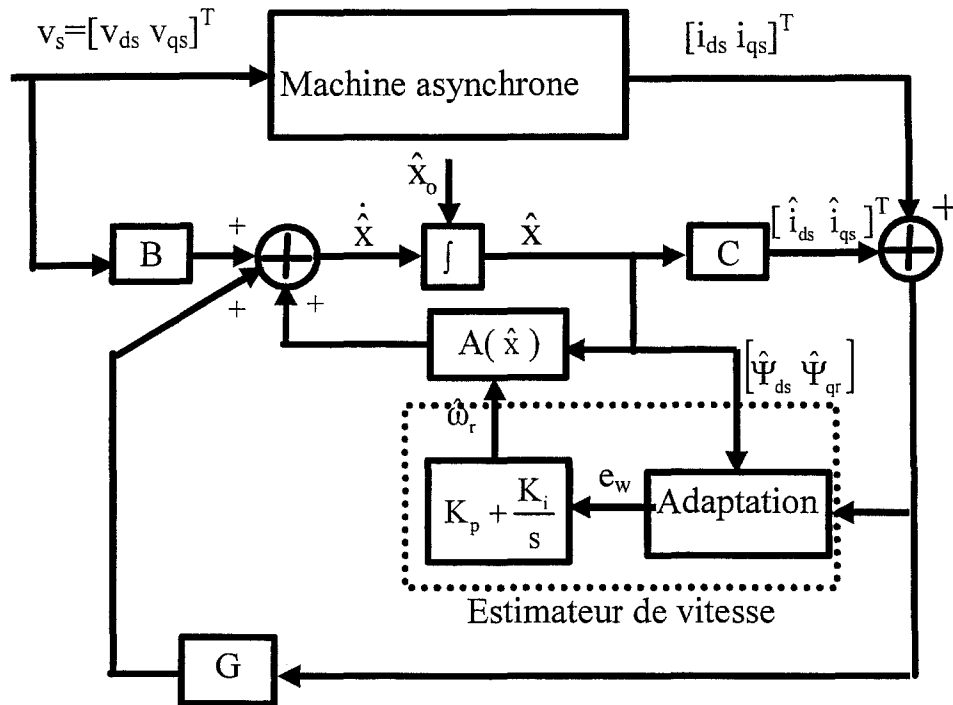


Figure 3.5 Schéma en bloc d'un observateur déterministe

### 3.5.2.2 Résultats de simulation et étude des performances de l'observateur

Pour faire l'étude de cet observateur, on a simulé le comportement de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté décrite dans le chapitre 2. La figure 3.6 montre le modèle Simulink de l'observateur et les modèles Simulink des sous-blocs : Gains, Matrice A et Estimateur de vitesse sont illustrés à la figure 3.7. Les simulations ont été réalisées pour les valeurs nominales de la machine.

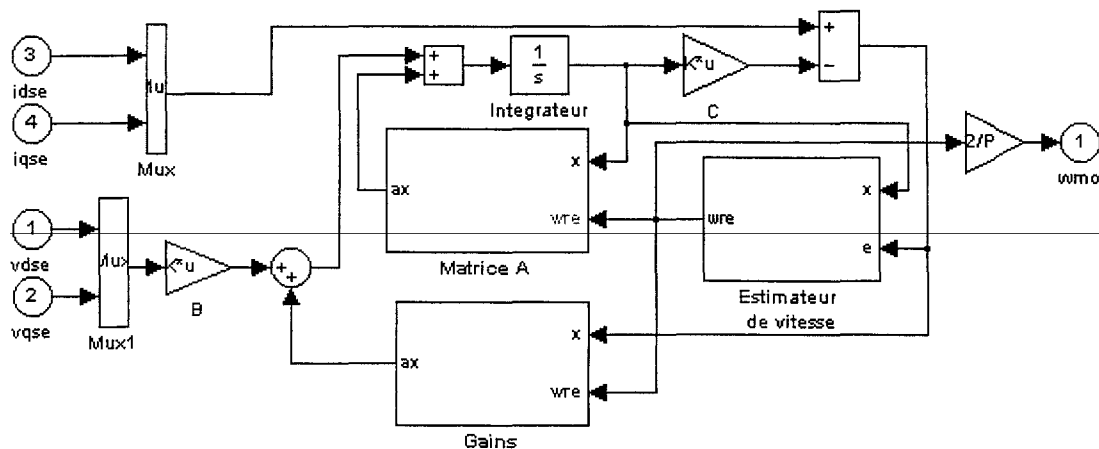


Figure 3.6 Modèle Simulink de l'observateur déterministe

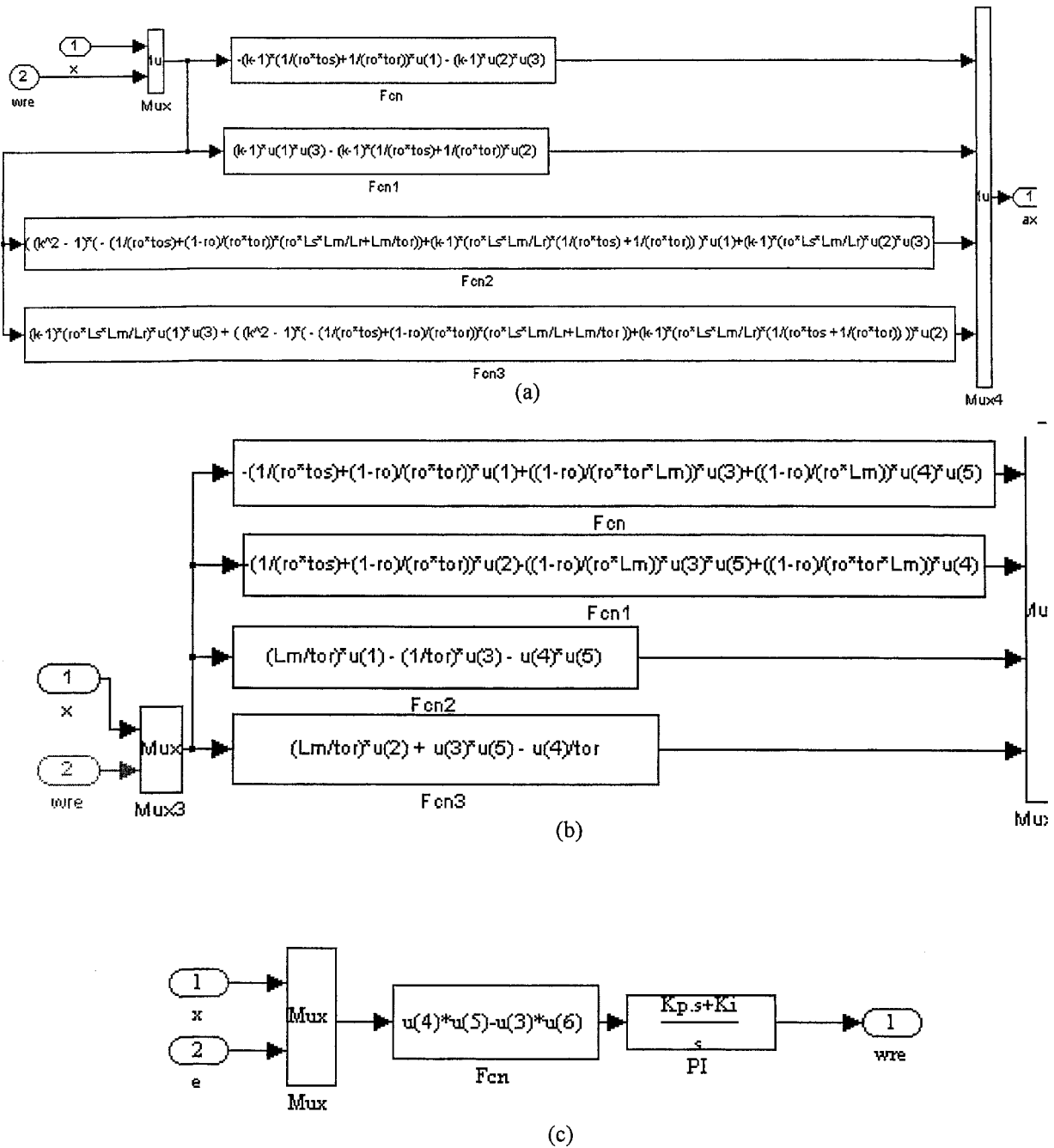


Figure 3.7 Modèles Simulink des sous-blocs : (a) Gains, (b) Matrice A et (c) Estimateur de vitesse

Les simulations ont été effectuées en imposant un profil de vitesse dans les quatre quadrants. La figure 3.8 montre la courbe de la vitesse réelle ( $\omega_m$ ) et celle de la vitesse estimée

( $\omega_{mc}$ ) ainsi que l'erreur dynamique (l'erreur d'observation). On constate que la réponse en vitesse est rapide (excepté pour des valeurs très petites du gain intégral  $K_i$ ). L'erreur statique (en régime permanent) est très faible et l'observateur converge assez bien. Par contre, au démarrage, l'observateur présente un retard (un retard à l'origine) dû à l'insertion d'un filtre de premier ordre. En plus, l'erreur dynamique est acceptable lors du changement du sens de rotation, mais elle est importante au démarrage. Notons que le problème de l'observation à vitesse nulle a été soulevé dans les références [2-3, 6, 21, 21]. D'après l'étude d'observabilité, le cas de la vitesse nulle ne peut pas être définie de la même manière que le cas de la vitesse élevée. Pour des faibles vitesses, on peut négliger le couplage entre le sous-ensemble (observateur réduit) selon l'axe d et le sous-ensemble selon l'axe q. Or ce couplage est prépondérant aux vitesses élevées. Afin d'améliorer le fonctionnement de l'observateur sur toute la plage de vitesse, il est suggéré [2-3] d'utiliser deux algorithmes avec des différents gains. L'une pour le fonctionnement aux basses vitesses et l'autre pour le fonctionnement aux vitesses élevées.

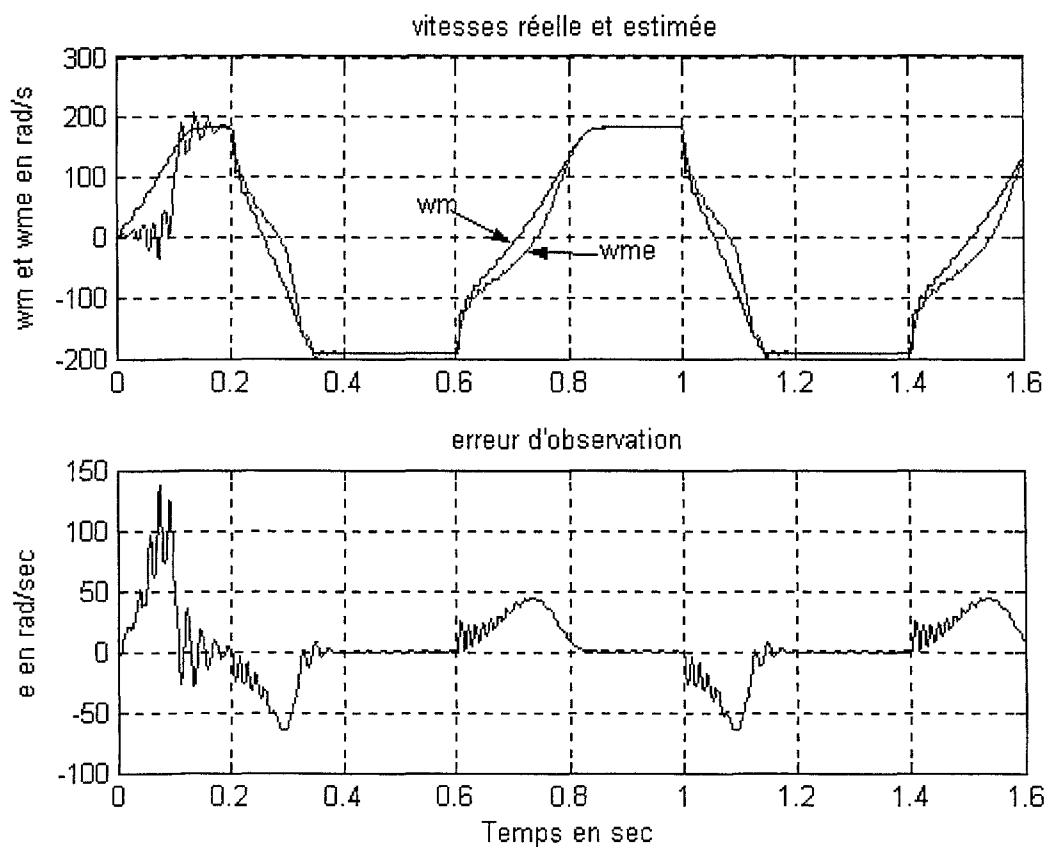


Figure 3.8 Courbe de la vitesse réelle, de la vitesse estimée et de l'erreur d'observation

### 3.6 Estimation par un système adaptatif avec modèle de référence (SAMR)

Dans le système adaptatif avec modèle de référence (SAMR), on fait une comparaison entre les sorties de deux modèles. Un modèle qui n'implique pas la variable à estimer (dans ce cas, la vitesse du rotor) est considéré comme modèle de référence. L'autre modèle impliquant la variable à estimer, est considéré comme modèle ajustable. L'erreur entre les sorties des deux modèles est utilisée pour déterminer un mécanisme d'adaptation approprié pour le modèle ajustable. Dans le cas de la machine asynchrone, le modèle de référence peut représenter la machine elle-même, et le modèle ajustable est un modèle idéal pour la commande vectorielle dans lequel la vitesse du rotor est considérée comme variable. Quand la vitesse dans le modèle ajustable est modifiée de sorte que la différence entre la sortie du modèle de référence et la sortie du modèle ajustable s'annule, la vitesse rotorique à estimer sera alors égale à la vitesse réelle. Le signal d'erreur actionne un algorithme d'adaptation qui fait converger cette erreur asymptotiquement à zéro.

L'estimateur de vitesse est choisi afin obtenir une réponse rapide et stable. La conception et l'analyse détaillées d'un estimateur de vitesse du rotor utilisant la commande adaptative avec modèle de référence sont décrites dans [7]. Dans la référence [58], un estimateur de vitesse du rotor a été conçu selon la méthode d'erreur produite, où un modèle de la machine asynchrone est considéré comme modèle de référence et le modèle idéal de la commande vectorielle de la machine asynchrone est considéré comme modèle ajustable.

Étant un système mono-variable, l'identificateur est conçu pour être suffisamment stable dans la zone de fonctionnement. Dans la référence [58], la technique SAMR a été utilisée pour estimer la vitesse de rotation. Deux observateurs indépendants sont construits. Le modèle de référence utilise l'équation suivante :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \left\{ \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - \sigma L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \right\} \quad (3.35)$$

Cette équation ne contient pas la vitesse de rotation. Cependant, exprimées dans le repère stationnaire lié au stator, les équations rotoriques de la machine contiennent le flux rotorique et la vitesse de rotation. Le modèle d'adaptation est donné par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} = \left\{ -\frac{1}{\tau_r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \omega_r \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right\} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} + \frac{M}{\tau_r} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

où  $\hat{\Psi}_{dr}$  et  $\hat{\Psi}_{qr}$  sont les composantes directe et quadratique du flux rotorique. Elles sont estimées par le modèle de référence.

Les deux modèles du flux rotorique sont comparés pour générer l'erreur afin d'estimer la vitesse du rotor. Pour résoudre les problèmes avec les conditions initiales et la dérive, la structure a été modifiée en insérant une matrice de transfert linéaire dans le modèle de référence et le modèle ajustable. Il a été souligné que le fonctionnement du système près de la vitesse nulle n'est pas satisfaisant. Afin de tenir compte des variations de paramètres dans le système expérimental proposé dans [59], les paramètres de la machine ont été identifiés et adaptés en ligne.

Dans les références [60,61], on a ajouté, dans les deux modèles, les équations des forces électromotrices ( $e_m$ ) au lieu du flux rotorique. La structure proposée n'utilise pas d'intégrateurs purs dans le modèle de référence et le modèle ajustable. On obtient ainsi une plage plus large pour le contrôle de vitesse. Ainsi la vitesse à estimer est donnée par :

$$\hat{\omega}_r = (K_p + \frac{K_I}{s})(\hat{e}_m \otimes e_m) \quad (3.37)$$

avec :

$$e_m = \frac{M}{L_r} \left( \frac{d\Psi_{dr}}{dt} + j \frac{d\Psi_{qr}}{dt} \right) \quad (3.38)$$

où  $\otimes$  désigne le produit vectoriel.

L'analyse préliminaire montre que cette technique est peu sensible aux variations des paramètres de la machine. Actuellement, quelques travaux de recherche se poursuivent pour valider expérimentalement cette technique.



### 3.7 Techniques d'estimation avec adaptation des paramètres

L'inconvénient majeur de la commande vectorielle indirecte est qu'elle dépend directement des paramètres de la machine, puisque l'information sur le flux est obtenue en se basant sur le modèle dynamique de la machine asynchrone elle-même. Or ces paramètres sont affectés par la température, le niveau de saturation de la machine et la fréquence d'opération. La dépendance de la régulation du flux vis-à-vis des paramètres de la machine engendre des erreurs en régime permanent et des oscillations en régime transitoire dans le couple et dans le flux. Pour compenser ces effets et rendre plus robuste la commande, plusieurs techniques d'adaptation de paramètres ont été proposées. Plus précisément, dans la référence [32], on les révisé et les classifie. Globalement, on distingue deux méthodes d'adaptation de paramètres : la méthode directe et la méthode indirecte. Dans la méthode directe, les mesures sont établies soit directement, soit en réinjectant un signal extérieur. Dans la méthode indirecte, les paramètres de la machine sont identifiés en ligne.

La référence [62] propose une méthode qui estime à la fois la vitesse du moteur et identifie la résistance rotorique à l'aide d'un observateur d'état adaptatif. En superposant les composantes des courants alternatifs avec la composante du champ tournant, la vitesse et la résistance du rotor sont simultanément estimées. La constante de temps rotorique est identifiée par les équations suivantes :

$$\frac{d\hat{R}_r}{dt} = K_1 ((i_{ds} - \hat{i}_{ds})\hat{i}_{ds} - (i_{qs} - \hat{i}_{qs})\hat{i}_{qs}) \quad (3.39)$$

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{1}{\hat{\tau}_r} \right) = \frac{K_2}{L_r} \left[ (i_{ds} - \hat{i}_{ds})(\hat{\Psi}_{dr} - M\hat{i}_{ds}) + (i_{qs} - \hat{i}_{qs})(\hat{\Psi}_{qr} - M\hat{i}_{qs}) \right] \quad (3.40)$$

où  $K_1$  et  $K_2$  sont des gains positifs arbitraires. Rappelons que le symbole  $\hat{\phantom{x}}$  signifie valeur estimée.

Cette méthode permet d'estimer la résistance rotorique en utilisant l'erreur d'estimation du courant statorique selon l'axe direct d. La résistance rotorique est estimée indépendamment de la variation de la vitesse, parce que l'information sur la vitesse n'est pas incluse sur l'axe d. L'utilisation d'un compensateur à logique floue pour compenser l'erreur dans la résistance rotorique a été proposée dans [63]. Le calcul direct de la vitesse du rotor sans tenir compte de

l'effet de résistance rotorique a été proposé dans [64]. Une formule mathématique pour le calcul de cette résistance a été aussi donnée, mais cette expression est fonction du flux rotorique et des inductances de la machine. Il faut noter qu'une recherche intensive se poursuit actuellement dans l'adaptation en ligne des paramètres des machines aussi bien dans la commande que dans l'observation.

### 3.8 Estimation à l'aide d'observateurs optimisant un critère statistique

#### 3.8.1 Généralités

En général, les observateurs optimisant un critère statistique donnent une estimation optimale (au sens d'un critère statistique) de l'état du système perturbé par des bruits dont les propriétés stochastiques sont connues. Le filtre de Kalman appartient à cette classe de reconSTRUCTEURS d'état. Il est souvent conçu pour estimer le flux, la vitesse ou les paramètres utilisés pour la synthèse d'une loi de commande [2].

Le filtre de Kalman standard donne une réalisation de la variable aléatoire  $\hat{x}$  représentant l'état du système à l'instant  $k$ , connaissant le vecteur de mesure, qui minimise la variance à priori de l'erreur d'estimation :

$$E(\tilde{x}'\tilde{x}) \text{ avec } \tilde{x} = x - \hat{x} \quad (3.41)$$

Le procédé discrétisé est modélisé par les équations suivantes :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_{dk}x_k + Bu_k + w_k \\ y_k = C_{dk}x_k + v_k \end{cases} \quad (3.42)$$

$w_k$  et  $v_k$  sont des bruits blancs centrés non corrélés caractérisés par leur matrice de covariance.

Pour les systèmes non-linéaires, le filtre de Kalman standard ne donne pas de bons résultats.

Dans ce cas, on utilise le filtre de Kalman étendu. Il n'est en réalité qu'une extension de l'algorithme standard aux systèmes non-linéaires de la forme :

$$\dot{x}(t) = f[x(t), u(t), t] + G(t)w(t) \quad (3.43)$$

et :

$$y(t) = h(x(t), t) + v(t) \quad (3.44)$$

$w(t)$  est la matrice de bruit du modèle d'état.

$v(t)$  est la matrice de bruit du modèle de sortie.

Ce filtre linéarise le système à chaque pas autour d'un point de fonctionnement défini au pas précédent.

On définit :

$$H(x(t), t) = \left( \frac{\partial h}{\partial x} \right)_{x=\hat{x}(t)}, \quad F[x(t), u(t), t] = \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)_{x=\hat{x}(t)} \quad \text{et} \quad F(k) = \left( \frac{\partial f[x(t), u(t), t]}{\partial x} \right)_{x=\hat{x}(k/k)} \quad (3.45)$$

et  $\Phi(k+1, k) = e^{(F(k) \cdot T)}$  la matrice de transition de  $x_k$  vers  $x_{k+1}$  ( $T$  est la période d'échantillonnage du système).

Après échantillonnage, l'algorithme devient :

$$\hat{x}(k+1 | k) = \hat{x}(k | k) + \int_{kT}^{(k+1)T} f[\hat{x}(t | t_k), u(t), t] dt \quad (3.46)$$

$$P(k+1 | k) = \Phi(k+1, k)P(k | k)\Phi^T(k+1, k) + \tilde{Q}(k) \quad (3.47)$$

$$\text{où} \quad \tilde{Q}(k) = \int_{kT}^{(k+1)T} \Phi(t_{k+1}, t)G(t)Q(t)G^T(t)(\Phi^T(t_{k+1}, t)) dt \quad (3.48)$$

$$\text{où} \quad \Phi(t_{k+1}, t) = e^{(F(k)(t_{k+1}-t_k))} \quad (3.49)$$

Pour calculer  $P(k+1)$ , le système est linéarisé autour de  $\hat{x}(k)$ .

Le gain du filtre de Kalman est donné par :

$$K(k+1) = P(k+1 | k)(H^T(k+1))[H(k+1)P(k+1)H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \quad (3.50)$$

$$\text{où} \quad H(k+1) = \left( \frac{\partial h[x(t), t]}{\partial x} \right)_{x=\hat{x}(k+1|k)} \quad (3.51)$$

Cette fois, la linéarisation se fait autour de  $\hat{x}(k+1)$

$$P(k+1 | k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1 | k) \quad (3.52)$$

$$\hat{x}(k+1 | k+1) = \hat{x}(k+1 | k) + K(k+1)\{Y(k+1) - h[\hat{x}(k+1 | k, k+1)]\} \quad (3.53)$$

Il est bien connu que le filtre de Kalman étendu peut présenter des problèmes de convergence qui limitent notablement son utilisation dans la commande des machines électriques.

### 3.8.2 Application du filtre de Kalman étendu à l'estimation de la vitesse de rotation d'une machine asynchrone

Plusieurs auteurs ont proposé des estimateurs de vitesse basés sur le filtre de Kalman étendu pour réaliser différentes stratégies de la commande sans capteur mécanique de la machine asynchrone (commande vectorielle, commande non-linéaire, commande intelligente). On se limite à un cas très simple qui permet d'estimer les composantes du flux rotorique et la vitesse de rotation [71]. Pour cela on utilise le modèle d'état décrit par l'équation (2.53). Dans un repère stationnaire lié au stator, on obtient :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \\ 0 & -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & \omega_r & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (3.54)$$

où :

$$\text{vecteur d'état } x = [i_{ds} \ i_{qs} \ \Psi_{dr} \ \Psi_{qr}]^T$$

$$\text{entrée } u = [v_{ds} \ v_{qs}]^T$$

$$\text{sortie } y = [i_{ds} \ i_{qs}]^T$$

Le modèle d'état modifié devient alors :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & 0 \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_r & 0 \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & \omega_r & -\frac{1}{\tau_r} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \omega_r \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (3.55)$$

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \omega_r \end{bmatrix} \quad (3.56)$$

On note que dans l'équation (3.53), la dérivée de la vitesse de rotation est supposée égale à zéro ( $\frac{d\omega_r}{dt} = 0$ ). Ce qui correspond à une charge d'inertie infinie et la machine tourne à une vitesse quasi-constante. Cependant, en réalité ce n'est pas le cas, mais, la correction requise est assurée par le filtre de Kalman lui-même (par les matrices des bruits qui tiennent compte aussi des imprécisions de traitement et de l'alimentation).

Les fonctions F et G sont données par :

$$F(x, u, t) = \begin{bmatrix} -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} \Psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M} \Psi_{qr} \omega_r + \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} \\ -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)i_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \Psi_{dr} \omega_r + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} \Psi_{qr} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{qs} \\ \frac{M}{\tau_r} i_{ds} - \frac{1}{\tau_r} \Psi_{dr} - \Psi_{qr} \omega_r \\ \frac{M}{\tau_r} i_{qs} + \Psi_{dr} \omega_r - \frac{1}{\tau_r} \Psi_{qr} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(x, u, t) \\ f_2(x, u, t) \\ f_3(x, u, t) \\ f_4(x, u, t) \\ f_5(x, u, t) \end{bmatrix} \quad (3.57)$$

$$G(t) = \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.59)$$

Le bruit  $w_x$  représente les harmoniques de tension et les incertitudes paramétriques. Le paramètre  $v$  modélise les harmoniques de courant.

L'ordre élevé représente l'inconvénient majeur de ce modèle. Cela peut compliquer la réalisation pratique du filtre de Kalman. Dans la référence [74], plusieurs modèles discrétisés réduits du filtre de Kalman ont été proposés pour faciliter la réalisation pratique. Les résultats obtenus sont prometteurs. Néanmoins, le modèle étendu classique possède de grands avantages.

En effet, il ne requiert ni la mesure de vitesse rotorique, ni la connaissance de la pulsation de glissement, ni de transformations trigonométriques complexes qui rendent le modèle fortement non-linéaire. Il permet aussi de calculer l'angle d'orientation et tout autre paramètre nécessaire pour la commande vectorielle.

Pour discrétiser le modèle, on utilise souvent les approximations suivantes :

$$A' = e^{AT} = I + AT, \quad B' = \int_0^T e^{As} B ds \approx BT \quad \text{et} \quad C' = C \quad (3.40)$$

A, B et C sont les matrices du système continu et A', B', et C' sont les matrices du système discrétisé.

On suppose aussi que la période d'échantillonnage est très faible devant la dynamique du système. Le modèle discret est donné par :

$$\begin{bmatrix} i_{ds}(k+1) \\ i_{qs}(k+1) \\ \Psi_{dr}(k+1) \\ \Psi_{qr}(k+1) \\ \omega_r(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)T & 0 & T\frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & T\frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r(k) & 0 \\ 0 & 1 - \left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)T & -T\frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r(k) & T\frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & 0 \\ T\frac{M}{\tau_r} & 0 & 1 - \frac{T}{\tau_r} & -T\omega_r(k) & 0 \\ 0 & T\frac{M}{\tau_r} & T\omega_r(k) & 1 - \frac{T}{\tau_r} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}(k) \\ i_{qs}(k) \\ \Psi_{dr}(k) \\ \Psi_{qr}(k) \\ \omega_r(k) \end{bmatrix} + \frac{T}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds}(k) \\ v_{qs}(k) \end{bmatrix} \quad (3.60)$$

$$\begin{bmatrix} i_{ds}(k) \\ i_{qs}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}(k) \\ i_{qs}(k) \\ \Psi_{dr}(k) \\ \Psi_{qr}(k) \\ \omega_r(k) \end{bmatrix} \quad (3.61)$$

### 3.8.3 Simulation d'une commande vectorielle à flux rotorique orienté basée sur un filtre de Kalman étendu

Une fois qu'on a discrétisé le modèle, on peut déterminer les différentes matrices et les vecteurs pour la récursivité.

La matrice F est donnée par le Jacobien de  $f[x(t), u(t), t]$  :

$$F = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \Psi_{qr} \\ 0 & -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \Psi_{dr} \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_r & -\Psi_{qr} \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & \omega_r & -\frac{1}{\tau_r} & \Psi_{dr} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.62)$$

La matrice H est donnée par :

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.63)$$

L'estimation à l'aide de l'algorithme du filtre de Kalman étendu se déroule en six étapes :

Étape 1 : Initialisation du vecteur d'état et des matrices de covariance Q et R

Le vecteur d'état est initialisé à  $x_0 = x(t_0)$ .  $Q_0$  est une matrice diagonale 5×5,  $R_0$  est une matrice diagonale 2×2.

Étape 2 : Prédiction du vecteur d'état.

Étape 3 : Estimation de covariance pour la prédiction.

Étape 4 : Calcul du gain du filtre de Kalman.

Étape 5 : Mise à jour de la matrice de la covariance d'erreur.

Étape 6 : Estimation d'état.

La figure 3.9 montre le modèle de simulation d'une stratégie de commande sans capteur avec un estimateur basé sur le filtre de Kalman étendu. On y trouve les différents blocs de Simulink et de la boîte à outils SimpowerSystem d'une commande vectorielle à flux rotorique orientée avec imposition de courant décrite dans le chapitre 2. La simulation est réalisée en mode discret avec une période d'échantillonnage pour le système de puissance égale à  $T_s = 2.0 \mu s$ , et une période d'échantillonnage pour le système de commande égale à  $T_c = 50.0 \mu s$ . Le bloc de l'estimateur est implanté dans une fonction de Matlab (S-function).

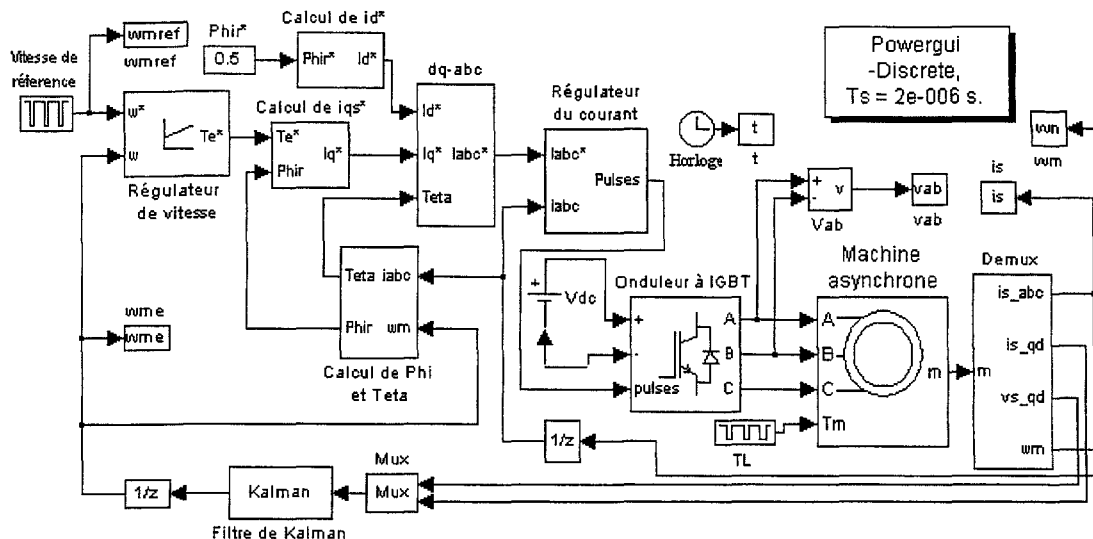


Figure 3.9 Modèle Simulink d'une stratégie de commande sans capteur avec un estimateur à filtre de Kalman

### 3.8.4 Résultats de simulation

Pour illustrer le comportement de cet estimateur par rapport aux autres observateurs, on l'a soumis aux mêmes conditions de test (fonctionnement dans les quatre quadrants). L'estimée de la vitesse est injectée dans une commande vectorielle échantillonnée avec une loi de commande de type proportionnel intégral. La figure 3.10 correspond à un fonctionnement en boucle fermée sans variation paramétrique (cas idéal).

On remarque que l'estimateur converge bien et que l'erreur d'estimation, quoique qu'elle soit un peu élevée au démarrage, reste pratiquement constante sur toute la plage de vitesse. En effectuant quelques simulations en variant les résistances statorique et rotorique, on a constaté que l'ensemble commande-machine-estimateur converge bien même aux basses vitesses, mais l'erreur d'estimation augmente, mais reste dans des limites acceptables. Il reste que ce filtre est complexe à implanter en pratique.



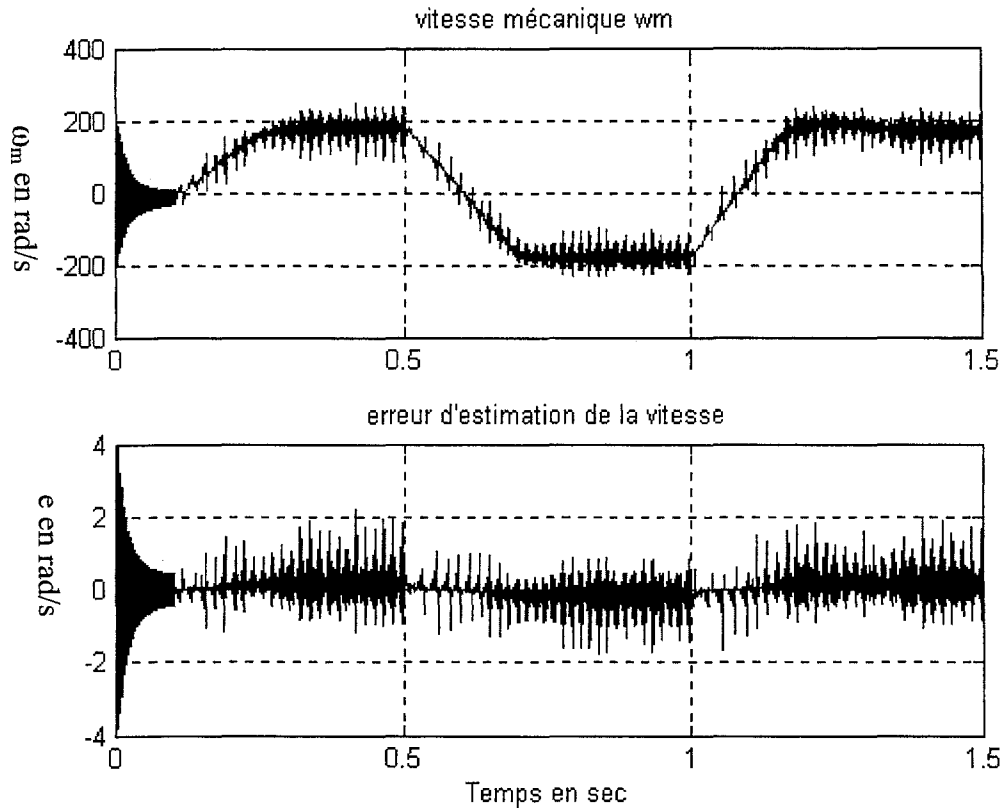


Figure 3.10 Fonctionnement en boucle fermée d'un variateur avec un estimateur à filtre de Kalman

### 3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté les approches d'estimation de la vitesse de rotation d'une machine asynchrone à cage d'écureuil les plus répandues et qui sont basées sur le modèle dynamique. Les différents modèles sont élaborés dans un repère stationnaire lié au stator. On peut aussi utiliser les deux autres repères (lié au rotor et lié au champ tournant), mais au prix d'utiliser des transformations trigonométriques complexes. Les stratégies de commande sans capteur de vitesse peuvent être classifiées en deux catégories : les stratégies en boucle ouverte et celles en boucle fermée. Pour la première catégorie, on n'a pas besoin d'un capteur de vitesse pour régler le couple ou le flux. La commande directe du glissement et la commande directe du couple et du flux appartiennent à cette catégorie. Les stratégies en boucle fermée ont besoin de la vitesse rotorique (mesurée ou reconstituée). Elles se basent sur plusieurs approches : calcul direct, utilisation des équations d'état, observateurs en boucle ouverte ou en boucle fermée, des systèmes adaptatifs avec modèle de référence (SAMR) et le filtre de Kalman étendu.

Dans l'approche d'estimation de la fréquence de glissement, la fréquence des courants statoriques de la machine est réglée en estimant la fréquence de glissement à partir des paramètres de la machine et des courants statoriques. La vitesse de la machine est indirectement estimée à l'aide de la fréquence de glissement. Cette approche a été utilisée pour la commande scalaire et la commande vectorielle. Dans la méthode basée sur les équations d'état de la machine, l'information sur la vitesse est obtenue à partir des courants et des valeurs estimées du flux statorique ou du flux rotorique. Dans les méthodes d'estimation de la vitesse par observateur d'état, le flux rotorique est estimé par un observateur d'état et la vitesse est déterminée en utilisant l'erreur d'observation entre le courant statorique et le flux rotorique estimé.

Plusieurs méthodes basées sur le concept des systèmes adaptatifs avec modèle de référence sont aussi employées pour estimer le flux et la vitesse de la machine asynchrone. L'approche la plus connue utilise un modèle de référence de tension, qui n'implique pas le terme de vitesse. Un modèle ajustable fondé sur les équations rotoriques est utilisé pour corriger le modèle de référence. La vitesse est estimée par l'erreur résultante entre les deux modèles. Le filtre de Kalman a été employé avec un certain succès pour identifier la vitesse et le flux rotorique de la machine asynchrone.

On constate que toutes ces méthodes sont fondées sur des modèles mathématiques. Or ces derniers dépendent des paramètres électriques et mécaniques de la machine. Ces paramètres sont affectés par la température, le niveau de saturation ainsi que la fréquence et le point de fonctionnement. Cette dépendance de paramètres rend alors l'estimation peu robuste et engendre, en régime établi, des erreurs, et en régime transitoire, des oscillations sur le couple et sur le flux. Elle affecte les performances statiques et dynamiques de la régulation et limite la gamme de vitesse.

Pour surmonter la majorité de ces problèmes, une approche basée sur l'apprentissage (les réseaux de neurones) semble amener une solution efficace. Ce qu'on tentera de vérifier dans le chapitre suivant.

Finalement, signalons que la commande sans capteurs continuera à avancer dans l'estimation de la vitesse de rotation, des flux statorique et rotorique, et dans la commande directe du couple. En ce moment, elle commence à être largement utilisée dans les applications industrielles et le transport. Mais dans l'avenir proche, les systèmes d'entraînement sans capteurs deviendront une réalité pratique et seront utilisés dans de nombreuses applications industrielles et militaires, et particulièrement dans le transport (véhicules électriques, bateaux de plaisance, etc.).

Les processeurs numériques de signal, les réseaux logiques programmables et reconfigurables, les réseaux de neurones et la logique floue accéléreront sans doute le développement des systèmes d'entraînement sans capteurs et feront augmenter la fiabilité et le fonctionnement dans des conditions sévères à un coût très bas.

## CHAPITRE 4

### ESTIMATION DE VITESSE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE À CAGE D'ÉCUREUIL À L'AIDE DE RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

#### 4.1 Introduction

Les réseaux de neurones artificiels (formels) possèdent une propriété remarquable qui est à l'origine de leur intérêt pratique dans des domaines très divers [36] : ce sont des approximateurs universels parcimonieux [47]. Sans entrer dans les détails mathématiques, la propriété d'approximation peut être énoncée comme suit : toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée avec une bonne précision, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones composé d'une couche d'un nombre fini de neurones cachés possédant tous la même fonction d'activation, et d'un neurone linéaire de sortie.

Les réseaux de neurones ont prouvé leur efficacité dans plusieurs domaines : tels que le traitement de signal, l'identification paramétrique, la commande des procédés non-linéaires, l'estimation et la détection de défauts.

Dans ce chapitre, on présentera la méthode d'estimation de la vitesse et d'autres variables de commande à l'aide de réseaux de neurones artificiels. Dans un premier lieu on expose l'estimation des réseaux non bouclés (statiques) ainsi que celle des réseaux bouclés. On détermine les architectures de ces réseaux et on procède à leur entraînement à l'aide des algorithmes d'apprentissage de la boîte à outil Neural Network de Matlab. Ensuite, on étudie leurs performances dans une commande vectorielle de la machine asynchrone. On se penche plus particulièrement sur la convergence et la robustesse des estimateurs de vitesse à réseaux de neurones. À la fin de ce chapitre, on présente une nouvelle approche d'estimation de la vitesse de rotation basée sur le concept de systèmes adaptatifs avec modèle de référence.

## 4.2 Classification des approches existants sur l'estimation de la vitesse

Les approches existantes sur l'estimation de la vitesse par réseaux de neurones peuvent être classifiées en deux grandes classes : l'approche d'estimation avec apprentissage en ligne et l'approche d'estimation avec apprentissage hors ligne :

- La première approche a été présentée pour la première fois dans la référence [37]. Elle se base sur le concept des systèmes adaptatifs avec modèle de référence. Le modèle de référence implante l'équation d'état du flux rotorique (ne dépend pas de la vitesse), alors que le réseau de neurones, à deux ou plusieurs couches, joue le rôle du modèle d'adaptation. Dans ce cas, la vitesse de rotation de la machine est proportionnelle à l'un des poids du réseau. L'apprentissage se fait en ligne : les poids du réseau sont continuellement ajustés. L'estimateur ainsi obtenu possède généralement une architecture assez simple, cependant il est souvent peu robuste. En effet, le modèle de référence est affecté par les variations des paramètres internes de la machine (la résistance statorique, la constante de temps rotorique, etc.). En plus, l'estimateur proposé dans la référence [37] requiert une intégration pour déterminer le flux pour le modèle de référence. Vu les problèmes de dérive, l'intégrateur a été remplacé par un filtre programmable. Ce filtre limite les performances de l'estimateur surtout aux basses vitesses. En se basant sur le modèle neural série-parallèle quelques modifications ont été amenées sur l'estimateur initial [6, 8]. On cite en particulier le modèle fondé sur les erreurs dans les courants statoriques. Les valeurs des courants statoriques sont comparées avec les valeurs mesurées, et à l'aide d'un algorithme de rétropropagation, on adapte les coefficients du réseau.
- La deuxième approche d'estimation se base sur l'apprentissage hors ligne. C'est-à-dire l'adaptation des coefficients se fait en temps différé. C'est une méthode indirecte, mais elle est plus générale [39]. En effet, à part la normalisation et dénormalisation, aucun traitement des données n'est requis. Elle utilise des réseaux de neurones multicouches bouclés (récurrents) ou non bouclés. La variable à estimer (la vitesse de rotation) est directement présente à la sortie du réseau (apprentissage supervisé). D'autre part, la base d'apprentissage de ces réseaux peut être composée seulement des tensions, des courants

statoriques ou des puissances recueillis à partir d'une simulation ou par mesure directe. Le problème principal dans cette approche est le choix de l'architecture du réseau de neurones. Une architecture de petite taille ne permet pas au réseau de généraliser. Par contre, une architecture importance rend la réalisation pratique quasi-impossible. En plus, l'entraînement réseaux de neurones multicouches bouclés non bouclé est assez long et difficile et peut exister des minimums locaux.

Dans les sections suivantes, on va exposer en détail les différents estimateurs de vitesse qu'on a élaborés dans cette thèse.

### 4.3 Estimation de la vitesse par des réseaux multicouches à apprentissage hors ligne

#### 4.3.1 Rappel

Le modèle électrique dynamique d'une machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil est décrit, dans un repère orthogonal quelconque, par l'équation matricielle non-linéaire de Park suivante :

$$\begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ v_{os} \\ 0 \\ 0 \\ v_{or} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{os} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{or} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{os} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \Psi_{or} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} 0 & -\theta_e & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \theta_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\theta_{sl} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \theta_{sl} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \Psi_{os} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \Psi_{or} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Les équations d'état statorique et du flux rotorique sont données respectivement par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \frac{d\theta_e}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \left\{ \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - \sigma L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \frac{d\theta_e}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} \right\} \quad (4.3)$$

On constate que la dernière équation ne dépend que des variables statoriques qui sont les seules mesurables dans le cas d'une machine à cage. Par simple intégration, on peut donc trouver les composantes du flux rotorique.

De l'équation (4.2), on tire :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \theta_e \\ \theta_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-v_{ds} + R_s i_{ds} + \frac{d\Psi_{ds}}{dt}}{\Psi_{qs}} \\ \frac{v_{qs} - R_s i_{qs} - \frac{d\Psi_{qs}}{dt}}{\Psi_{ds}} \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

En utilisant les lignes (4) et (5) de l'équation (4.1), on aboutit à :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \theta_{sl} \\ \theta_{sl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{R_r i_{dr} + \frac{d\Psi_{dr}}{dt}}{\Psi_{qr}} \\ \frac{-R_r i_{qr} - \frac{d\Psi_{qr}}{dt}}{\Psi_{dr}} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

or :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sigma L_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -\sigma L_s \\ \frac{1}{L_r} & 0 & -\frac{L_s}{L_r} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_r} & 0 & -\frac{L_s}{L_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Ceci donne après substitution de (4.6) dans (4.5) :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \theta_{sl} \\ \theta_{sl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\frac{d\Psi_{ds}}{dt} + \frac{\Psi_{ds}}{\tau_r} - \sigma L_s \frac{di_{ds}}{dt} - \frac{L_s}{\tau_r} i_{ds}}{\Psi_{qs} - \sigma L_s i_{qs}} \\ -\frac{\frac{d\Psi_{qs}}{dt} - \frac{\Psi_{qs}}{\tau_r} + \sigma L_s \frac{di_{qs}}{dt} + \frac{L_s}{\tau_r} i_{qs}}{\Psi_{ds} - \sigma L_s i_{ds}} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

En plus, dans le cas d'une machine asynchrone à cage d'écurueil, les puissances instantanées active et réactive sont exprimées respectivement, si la somme des courants statoriques est nulle (neutre flottant), par :

$$p = v_{ds} i_{ds} + v_{qs} i_{qs} \quad (4.8)$$

$$q = v_{qs} i_{ds} - v_{ds} i_{qs} \quad (4.9)$$

soit, en utilisant les lignes (1) et (2) de l'équation (4.1) :

$$p = i_{ds} \frac{d\Psi_{ds}}{dt} + i_{qs} \frac{d\Psi_{qs}}{dt} + (\Psi_{ds} i_{qs} - \Psi_{qs} i_{ds}) \frac{d\theta_e}{dt} + R_s (i_{ds}^2 + i_{qs}^2) \quad (4.10)$$

$$q = -i_{qs} \frac{d\Psi_{ds}}{dt} + i_{ds} \frac{d\Psi_{qs}}{dt} + \frac{d\theta_e}{dt} (\Psi_{ds} + \Psi_{qs}) \quad (4.11)$$

Les équations (4.10) et (4.11) permettent de déterminer les dérivées des composantes du flux statorique. Ainsi, en utilisant la règle de Cramer, on obtient après arrangement des termes :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \end{bmatrix} = \frac{1}{i_{ds}^2 + i_{qs}^2} \begin{bmatrix} i_{ds} \left( p - (\Psi_{ds} i_{qs} - \Psi_{qs} i_{ds}) \frac{d\theta_e}{dt} - R_s (i_{ds}^2 + i_{qs}^2) \right) - i_{qs} \left( q - \frac{d\theta_e}{dt} (\Psi_{ds} + \Psi_{qs}) \right) \\ i_{qs} \left( p - (\Psi_{ds} i_{qs} - \Psi_{qs} i_{ds}) \frac{d\theta_e}{dt} - R_s (i_{ds}^2 + i_{qs}^2) \right) + i_{ds} \left( q - \frac{d\theta_e}{dt} (\Psi_{ds} + \Psi_{qs}) \right) \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

Le couple électromagnétique  $T_{em}$  est donné par :

$$T_{em} = \frac{P}{2} (\Psi_{ds} i_{qs} - \Psi_{qs} i_{ds}) \quad (4.13)$$

### 4.3.2 Aspect dynamique des estimateurs de vitesse par réseaux de neurones

Dans cette partie, on va déterminer les relations causales entre les variables d'entrée et les variables de sortie à estimer et on essaie de dégager l'aspect dynamique des estimateurs à réseaux de neurones. Dans cette perspective, on débute par établir les modèles discrets de chaque estimateur. Pour cela, on utilisera deux méthodes de discrétisation distinctes : l'approximation d'Euler arrière et la transformation bilinéaire (l'approximation trapézoïdale). La discrétisation sera faite uniquement dans un repère stationnaire lié au stator puisque le traitement dans ce référentiel ne requiert pas de transformations trigonométriques complexes.

On rappelle que dans ce repère  $\theta_e = 0$ , et  $\frac{d\theta_{sl}}{dt} = -\omega_r$ ,

#### 4.3.2.1 Discrétisation du flux statorique à l'aide de l'approximation d'Euler arrière

En utilisant l'approximation d'Euler arrière, l'équation différentielle (4.2) peut être transformée comme suit :



$$\frac{1}{T} \begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k) - \Psi_{ds}(k-1) \\ \Psi_{qs}(k) - \Psi_{qs}(k-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{ds}(k) \\ v_{qs}(k) \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds}(k) \\ i_{qs}(k) \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

où T est la période d'échantillonnage.

En amenant  $\Psi_{ds}(k-1)$  et  $\Psi_{qs}(k-1)$  du côté droit, on trouve :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k) \\ \Psi_{qs}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k-1) \\ \Psi_{qs}(k-1) \end{bmatrix} + T \begin{bmatrix} v_{ds}(k) \\ v_{qs}(k) \end{bmatrix} - TR_s \begin{bmatrix} i_{ds}(k) \\ i_{qs}(k) \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

On constate que pour calculer les composantes  $\Psi_{ds}(k)$  et  $\Psi_{qs}(k)$  du flux statorique pour l'instant  $t=kT$ , la connaissance des variables  $\Psi_{ds}(k-1)$ ,  $\Psi_{qs}(k-1)$ ,  $v_{ds}(k)$ ,  $v_{qs}(k)$ ,  $i_{ds}(k)$ ,  $i_{qs}(k)$  est indispensable. Les valeurs de toutes ces variables sont disponibles soit par mesure directe ou par reconstitution.

#### 4.3.2.2 Discrétisation du flux statorique à l'aide de la transformation bilinéaire

En utilisant la transformation bilinéaire, la même équation peut être transformée comme suit :

$$\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k) \\ \Psi_{qs}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{ds}(k) \\ v_{qs}(k) \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds}(k) \\ i_{qs}(k) \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Le terme  $z^{-1}$  désigne un retard d'une unité de temps.

Après arrangement des termes de l'équation précédente, on obtient :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k) \\ \Psi_{qs}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k-1) \\ \Psi_{qs}(k-1) \end{bmatrix} + \frac{T}{2} \begin{bmatrix} v_{ds}(k) + v_{ds}(k-1) \\ v_{qs}(k) + v_{qs}(k-1) \end{bmatrix} - \frac{T}{2} R_s \begin{bmatrix} i_{ds}(k) + i_{ds}(k-1) \\ i_{qs}(k) + i_{qs}(k-1) \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

ou encore :

$$\begin{cases} \Psi_{ds}(k) = f_1(\Psi_{ds}(k-1), v_{ds}(k), v_{ds}(k-1), i_{ds}(k), i_{ds}(k-1)) \\ \Psi_{qs}(k) = f_2(\Psi_{qs}(k-1), v_{qs}(k), v_{qs}(k-1), i_{qs}(k), i_{qs}(k-1)) \end{cases} \quad (4.18)$$

Pour le calcul de  $\Psi_{ds}(k)$  et  $\Psi_{qs}(k)$ , en plus de  $\Psi_{ds}(k-1)$ ,  $\Psi_{qs}(k-1)$ ,  $v_{ds}(k)$ ,  $v_{qs}(k)$ ,  $i_{ds}(k)$ ,  $i_{qs}(k)$ , on aura besoin des informations sur les variables  $v_{ds}(k-1)$ ,  $v_{qs}(k-1)$ ,  $i_{ds}(k-1)$ ,  $i_{qs}(k-1)$ .

Les composantes des flux statoriques peuvent être aussi déterminées en utilisant les puissances active et réactive. En effet, en appliquant la transformation bilinéaire au système d'équations différentielles (4.12) on trouve :

$$\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k) \\ \Psi_{qs}(k) \end{bmatrix} = \frac{1}{i_{ds}^2(k) + i_{qs}^2(k)} \begin{bmatrix} i_{ds}(k)(p(k) - R_s(i_{ds}^2(k) + i_{qs}^2(k))) - i_{qs}(k)q(k) \\ i_{qs}(k)(p(k) - R_s(i_{ds}^2(k) + i_{qs}^2(k))) + i_{ds}(k)q(k) \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

Cette dernière équation peut s'exprimer comme suit :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k) \\ \Psi_{qs}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Psi_{ds}(k-1) \\ \Psi_{qs}(k-1) \end{bmatrix} + \frac{T}{2} \left\{ \frac{1}{i_{ds}^2(k) + i_{qs}^2(k)} \begin{bmatrix} i_{ds}(k)(p(k) - R_s(i_{ds}^2(k) + i_{qs}^2(k))) - i_{qs}(k)q(k) \\ i_{qs}(k)(p(k) - R_s(i_{ds}^2(k) + i_{qs}^2(k))) + i_{ds}(k)q(k) \end{bmatrix} \right. \\ \left. + \frac{1}{i_{ds}^2(k-1) + i_{qs}^2(k-1)} \begin{bmatrix} i_{ds}(k-1)(p(k-1) - R_s(i_{ds}^2(k-1) + i_{qs}^2(k-1))) - i_{qs}(k-1)q(k-1) \\ i_{qs}(k-1)(p(k-1) - R_s(i_{ds}^2(k-1) + i_{qs}^2(k-1))) + i_{ds}(k-1)q(k-1) \end{bmatrix} \right\} \quad (4.20)$$

On obtient donc deux fonctions non-linéaires :

$$\begin{cases} \Psi_{ds}(k) = f_3(\Psi_{ds}(k-1), p(k), p(k-1), q(k), q(k-1), i_{ds}(k), i_{ds}(k-1), i_{qs}(k), i_{qs}(k-1)) \\ \Psi_{qs}(k) = f_4(\Psi_{qs}(k-1), p(k), p(k-1), q(k), q(k-1), i_{ds}(k), i_{ds}(k-1), i_{qs}(k), i_{qs}(k-1)) \end{cases} \quad (4.21)$$

En examinant les deux équations (4.17) et (4.20), on constate que le modèle du flux (la variable de sortie) est causal. En effet, elles s'expriment comme un système, à priori non-linéaire aux différences finies, car à un instant donné, le flux dépend des entrées à l'instant t, ainsi que des entrées et des sorties aux instants précédents. Ainsi, la prédiction des composantes du flux statorique fait appel à des informations à l'instant t (les courants, les tensions et/ou les puissances active et réactive) et aux instants précédents (courants et flux). Et par conséquent, le vecteur d'entrée du réseau de neurones est constitué de la manière suivante :

$$[\Psi_{ds}(k-1), \Psi_{qs}(k-1), p(k), p(k-1), q(k), q(k-1), i_{ds}(k), i_{ds}(k-1), i_{qs}(k), i_{qs}(k-1)].$$

Toutes ces variables sont disponibles, soit par mesure directe, soit par estimation. Elles peuvent être utilisées par un réseau de neurones multicouche récuratif pour prédire les composantes du flux statoriques  $\Psi_{ds}(k)$  et  $\Psi_{qs}(k)$  et le couple électromagnétique donné par l'équation (4.13).

### 4.3.2.3 Discrétisation de la vitesse de rotation

Dans un repère stationnaire lié au stator, l'équation (4.7) peut être réécrite comme suit :

$$\begin{cases} + \frac{d\Psi_{ds}}{dt} - \sigma L_s \frac{di_{ds}}{dt} = -\omega_r (\Psi_{qs} - \sigma L_s i_{qs}) - \frac{\Psi_{ds}}{\tau_r} + \frac{L_s}{\tau_r} i_{ds} \\ - \frac{d\Psi_{qs}}{dt} + \sigma L_s \frac{di_{qs}}{dt} = -\omega_r (\Psi_{ds} - \sigma L_s i_{ds}) + \frac{\Psi_{qs}}{\tau_r} - \frac{L_s}{\tau_r} i_{qs} \end{cases} \quad (4.22)$$

En appliquant la transformation bilinéaire à la première équation différentielle du système d'équations (4.22) on trouve :

$$\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} (\Psi_{ds}(k) - \sigma L_s i_{ds}(k)) = -\omega_r(k) (\Psi_{qs}(k) - \sigma L_s i_{qs}(k)) - \frac{\Psi_{ds}(k)}{\tau_r} + \frac{L_s}{\tau_r} i_{ds}(k) \quad (4.23)$$

En multipliant des deux côtés par  $1+z^{-1}$  et en développant, on aboutit à :

$$\begin{aligned} \frac{2}{T} [\Psi_{ds}(k) - \Psi_{ds}(k-1) - \sigma L_s (i_{ds}(k) - i_{ds}(k-1))] &= -\omega_r(k) [\Psi_{qs}(k) - \sigma L_s i_{qs}(k)] - \frac{\Psi_{ds}(k)}{\tau_r} + \frac{L_s}{\tau_r} i_{ds}(k) \\ &\quad - \omega_r(k-1) [\Psi_{qs}(k-1) - \sigma L_s i_{qs}(k-1)] - \frac{\Psi_{ds}(k-1)}{\tau_r} + \frac{L_s}{\tau_r} i_{ds}(k-1) \end{aligned} \quad (4.24)$$

Ce qui donne après arrangement des termes :

$$\begin{aligned} \omega_r(k) = -\omega_r(k-1) \frac{\Psi_{qs}(k-1) - \sigma L_s i_{qs}(k-1)}{\Psi_{qs}(k) - \sigma L_s i_{qs}(k)} &+ \frac{-\left(\frac{2}{T} + \frac{1}{\tau_r}\right) \Psi_{ds}(k) + \left(\frac{2}{T} - \frac{1}{\tau_r}\right) \Psi_{ds}(k-1)}{\Psi_{qs}(k) - \sigma L_s i_{qs}(k)} \\ &+ \frac{\left(\frac{2\sigma}{T} + \frac{1}{\tau_r}\right) L_s i_{ds}(k) + \left(-\frac{2\sigma}{T} + \frac{1}{\tau_r}\right) L_s i_{ds}(k-1)}{\Psi_{qs}(k) - \sigma L_s i_{qs}(k)} \end{aligned} \quad (4.25)$$

On obtient donc une fonction non-linéaire de la forme :

$$\omega_r(k) = g_1(\omega_r(k-1), \Psi_{ds}(k), \Psi_{ds}(k-1), \Psi_{qs}(k), \Psi_{qs}(k-1), i_{ds}(k), i_{ds}(k-1), i_{qs}(k), i_{qs}(k-1)) \quad (4.26)$$

En plus, si on tient compte de l'équation (4.18), la relation (4.26) devient :

$$\begin{aligned} \omega_r(k) = g_2(\omega_r(k-1), v_{ds}(k), v_{ds}(k-1), v_{qs}(k), v_{qs}(k-1), i_{ds}(k), i_{ds}(k-1), i_{ds}(k-2), \\ i_{qs}(k), i_{qs}(k-1), i_{qs}(k-2)) \end{aligned} \quad (4.27)$$

Et finalement, si on tient compte de l'équation (4.21), on peut déterminer une fonction non-linéaire de la forme :

$$\omega_r(k) = g_3(\omega_r(k-1), p(k), p(k-1), q(k), q(k-1), i_{ds}(k), i_{ds}(k-1), i_{qs}(k), i_{qs}(k-1)) \quad (4.28)$$

Les fonctions non-linéaires (4.26), (4.27) et (4.28) montrent que la vitesse de rotation est causale puisque ces fonctions ne dépendent que des entrées et de la sortie de l'état précédent. Par

conséquent, la vitesse mécanique  $\omega_m = \frac{2}{P} \omega_r$  peut être estimée à l'aide d'un réseau de neurones

multicouche récursif en utilisant comme entrées la valeur précédente  $\omega_m(k-1)$  et les variables électriques,  $p(k)$ ,  $p(k-1)$ ,  $q(k)$ ,  $q(k-1)$ ,  $i_{ds}(k)$ ,  $i_{ds}(k-1)$ ,  $i_{qs}(k)$  et  $i_{qs}(k-1)$ .

Comme les résultats de simulation vont le montrer, les puissances active et réactive viennent enrichir la base d'apprentissage du réseau de neurones. On va vérifier par la suite si elles permettent de faciliter l'apprentissage et d'améliorer la dynamique de l'estimateur. En effet, dans le cas d'une alimentation en tension par un onduleur, les tensions statoriques sont quasi-rectangulaires et possèdent un nombre important de discontinuités. Ces dernières rendent difficile, voir parfois impossible, l'apprentissage des réseaux de neurones. Par contre, les puissances instantanées active et réactive impliquent beaucoup moins de discontinuités. L'ajout de ces puissances dans la base d'apprentissage pourrait faciliter l'apprentissage du réseau de neurones.

### 4.3.3 Intérêt de la méthode

La figure 4.1 montre le schéma de principe de l'apprentissage de la vitesse par réseaux de neurones multicouches à apprentissage hors ligne. La sortie du procédé joue le rôle du superviseur et fournit l'information désirée. Cette information est comparée avec la sortie du modèle non-linéaire élaboré par le réseau de neurones. L'algorithme d'adaptation utilise l'erreur générée pour ajuster les poids du réseau de neurones.

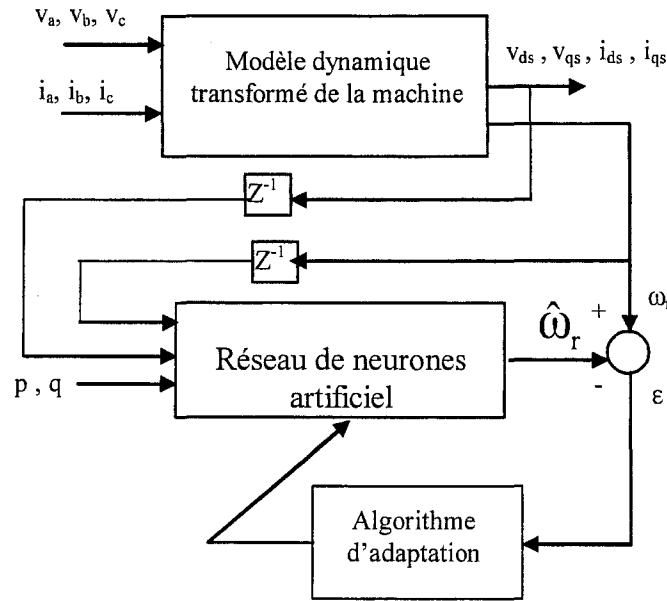


Figure 4.1 Principe d'apprentissage d'un réseau de neurones

Tel que mentionné dans la référence [46], un réseau de neurones multicouche est un approximateur universel parcimonieux. Il est capable d'apprendre, à partir d'exemples, une relation non-linéaire quelconque entre un ensemble d'entrées et un ensemble de sorties. Il peut apprendre donc un modèle non paramétrique d'un système non-linéaire à partir des couples (entrées, sorties). La figure 4.1 illustre le principe d'apprentissage d'un réseau de neurones. C'est le même principe qui est utilisé pour entraîner le réseau de neurones lors de l'estimation de la vitesse. La sortie du procédé (base d'apprentissage) joue le rôle de superviseur et fournit une sortie désirée pour que l'on puisse la comparer avec la sortie du modèle non-linéaire produit par le réseau de neurones. L'erreur à la sortie permet de contrôler l'algorithme d'adaptation (ajustement des poids du réseau).

Par rapport aux méthodes classiques, cette approche présente les avantages suivants :

- le réseau effectue une estimation de la vitesse (d'un système non-linéaire) qui s'avère facile à mettre en œuvre,
- si l'apprentissage est bien enrichi, l'estimation peut être robuste et insensible aux variations des paramètres de la machine et aux erreurs de modélisation.

Cependant, la méthode possède les inconvénients des méthodes statistiques fondées sur l'observation des valeurs empiriques : risque de surparamétrisation, problème en cas de

changement brutal du modèle, généralisation valable uniquement dans l'espace engendré par les données apprises, etc.

De plus, il existe d'autres problèmes spécifiques à la méthode, liées à la présentation non-linéaire et à l'apprentissage :

- la convergence de l'algorithme de rétropropagation peut devenir lente voir impossible,
- il peut exister des minimums locaux,
- le choix de l'architecture est délicat.

#### **4.3.4 Méthodologie d'entraînement et de validation de l'estimateur RNA**

L'approche qu'on a retenue vise à faire l'entraînement du réseau par une banque de données riche et assez représentative dans le but d'assurer un apprentissage rapide et une généralisation correcte. Cette approche se compose des trois étapes suivantes.

##### **4.3.4.1 Génération et préparation des données d'apprentissage**

La préparation de la banque de données d'apprentissage devrait prendre en considération toute information pertinente sur les différents modes de fonctionnement du système d'entraînement à vitesse variable. On a ainsi élaboré, à l'aide de la boîte à outils SimPowerSystems de l'environnement Matlab 6.5, plusieurs simulations du comportement de la machine en boucle ouverte et en boucle fermée (commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté). Les simulations ont été effectuées en imposant un profil de vitesse en quatre quadrants (deux sens de rotation avec une accélération et une décélération). On a aussi recueilli des informations en utilisant les paramètres nominaux et les informations concernant les variations de  $\pm 100\%$  des résistances statorique et rotorique. On a établi ainsi une banque de données riche et assez représentative qui tient compte des variations pouvant affecter, d'une façon notable, le comportement de la machine. La matrice d'entrée se compose, selon la structure de réseau de neurones, des tensions et des courants statoriques, des puissances instantanées active et réactive et de la vitesse de rotation à l'état précédent et calculée en utilisant l'équation mécanique. Le vecteur de sortie est composé uniquement de la variable à estimer (la vitesse). On a aussi ajouté, à la base de données, un bruit blanc pour tenir compte des perturbations sur la mesure. Une fois

cette banque préparée et normalisée, 75% des données sont utilisées pour l'apprentissage supervisé du réseau, et les 25% restantes sont retenues pour tester la validation du réseau avec des données jamais apprises. Ainsi, on dispose, pour le patron d'apprentissage de 15000 échantillons par variable pris au hasard dans un intervalle  $[0, 1.5]$  seconde. La période d'échantillonnage est de 50  $\mu$ s.

#### **4.3.4.2 Choix de l'architecture du réseau de neurones**

La deuxième étape concerne la sélection de l'architecture du réseau. Cette tâche est délicate et il n'y a pas de règles systématiques pour le choix du nombre de neurones par couche cachée. Rappelons que ce nombre est particulièrement important car il détermine la capacité de calcul du réseau. Un nombre insuffisant de neurones cachés peut compromettre la capacité du réseau à résoudre le problème. Inversement, un nombre élevé de neurones force le réseau à apprendre par cœur au détriment de la généralisation. On a donc procédé par la méthode d'essai et erreur. On a commencé par des structures avec une seule couche cachée et un nombre réduit de neurones. À chaque fois, on évalue les performances du réseau dans une commande vectorielle à flux rotorique orienté. Si les résultats ne sont pas acceptables, on augmente progressivement le nombre de neurones jusqu'à ce qu'on obtienne les performances désirées. Il faut noter qu'il a fallu essayer plusieurs architectures afin d'aboutir à des architectures capables de généraliser. Il convient également de signaler qu'indépendamment du type de système (linéaire ou non-linéaire), les réseaux de neurones, présentant une erreur d'apprentissage (erreur moyenne quadratique) supérieure à 0.1, ne généralisent pas convenablement.

En appliquant cette procédure, on a pu étudier et évaluer plusieurs structures à une ou deux couches cachées. Certaines d'entre elles correspondent à un modèle conventionnel sans retour de vitesse (réseau non bouclé). D'autres utilisent un réseau bouclé avec retour de vitesse (le modèle série-parallèle). On a également utilisé des réseaux de neurones avec des fonctions d'activation sigmoïdes tangentiels pour les neurones des couches cachées, et des fonctions d'activation linéaires pour la sortie du réseau.

#### 4.3.4.3 Choix de l'algorithme d'adaptation

La dernière étape la sélection de l'algorithme d'apprentissage. Parmi les nombreux algorithmes d'adaptation, celui de rétropropagation du gradient de l'erreur est sans doute l'algorithme connexionniste le plus utilisé dans l'apprentissage des réseaux multicouches [34-36, 46]. Dans la boîte à outils Neural Network version 4.0.2 [47], on y trouve plusieurs algorithmes d'entraînement des réseaux multicouches. Les plus importants sont l'algorithme de rétropropagation de gradient standard, l'algorithme de rétropropagation avec momentum et l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Les deux premiers sont basés sur la descente de gradient. Le troisième est basé sur l'approximation de Newton et il est plus puissant que les deux premiers. Il converge mieux mais demande plus de mémoire surtout lorsque la taille du réseau devient assez grande. On a constaté que les autres algorithmes sont parfois très rapides. Cependant, ils ne donnent pas des résultats acceptables.

On rappelle que le principe de l'algorithme de rétropropagation consiste à propager l'information provenant de la couche d'entrée vers la sortie. Un vecteur de données est présenté au réseau et en le traversant, toutes les valeurs élémentaires subissent simultanément des transformations. En sortie, on obtient un vecteur qui est comparé à une sortie désirée. Cette comparaison permet de corriger et d'adapter les poids du réseau en propageant l'erreur de propagation obtenue de la couche de sortie vers la couche d'entrée. Le mécanisme de propagation et de rétropropagation est répété jusqu'à l'obtention d'un résultat satisfaisant. C'est à dire jusqu'à ce que l'erreur quadratique totale descende sous un seuil présélectionné.

La règle d'adaptation des poids dans l'algorithme standard est donnée par :

$$\omega_{ij}(k+1) = \omega_{ij}(k) + \Delta\omega_{ij}(k) \quad (4.29)$$

La règle d'adaptation des poids dans l'algorithme de rétropropagation avec momentum est :

$$\Delta\omega_{ij} = m_c \Delta\omega_{ij} + (1 - m_c) l r d(i) p(i) \quad (4.30)$$

où  $m_c$  désigne le coefficient qui détermine l'effet du changement du poids précédent sur le poids présent,  $l r$  représente le coefficient d'apprentissage.

La règle d'adaptation des poids dans l'algorithme de Levenberg-Marquardt est donnée par :



$$\Delta\omega = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \quad (4.31)$$

où  $J$  est la matrice jacobienne des dérivées de l'erreur,  $\mu$  un scalaire et  $e$  le vecteur d'erreur.

L'algorithme de rétropropagation du gradient se résume aux étapes suivantes :

1. choix de l'architecture (la taille) du réseau et initialiser les paramètres, les poids et les polarisations du réseau ;
2. choix aléatoire d'une paire (entrée/ sortie) dans la base d'apprentissage ;
3. calcul des sorties des différentes couches pour le vecteur d'entrée choisi à l'aide de la sommation pondérée et d'une fonction d'activation appropriée.
4. mise à jour des poids :
  - 4.1 de la dernière couche en utilisant la relation appropriée,
  - 4.2 des couches précédentes en utilisant la relation appropriée,
5. si le test d'arrêt n'est pas satisfait retourner à l'étape 2.

Les deux autres algorithmes utilisent les mêmes étapes. Ils se distinguent seulement dans la façon d'adapter les poids et les polarisations du réseau. Dans l'annexe E, on donne une version du programme qu'on a élaborée et utilisé pour l'apprentissage des différents réseaux. On a aussi employé la procédure de validation croisée proposée par Haykin pour réaliser des réseaux capables de bien généraliser. Une fois le patron de données d'apprentissage et l'architecture du réseau préparés, on lance la phase d'apprentissage à l'aide d'algorithme sélectionné (trainbpx, trainlm, etc.) de la boîte à outils Neural Network. Lorsqu'on constate que le RNA converge vers une erreur quadratique acceptable, les poids synaptiques  $W_{ij}$  et les polarisations  $b_j$  optimaux sont sauvegardés. On lance ensuite la phase de généralisation. Si on constate que le réseau généralise mal, on reprend le processus d'apprentissage avec une nouvelle architecture du réseau. On note que c'est une tâche très ardue, lente et qui exige du temps, un matériel de qualité et surtout de la persévérance.

#### 4.3.4.4 Indices de performance des réseaux de neurones utilisés

Pour étudier les performances des différents réseaux, on a défini au préalable certains critères de performance comme l'erreur quadratique moyenne d'apprentissage et l'erreur moyenne de validation. Le premier critère est donné par l'expression :

$$\varepsilon_t = \sqrt{\frac{0.5(\sum_{i=1}^p (y(k) - \hat{y}(k))^2)}{N_t}} \quad (4.32)$$

où  $y(k)$  la sortie de mesure,  $\hat{y}(k)$  la sortie désirée,  $p$  nombre d'échantillons d'apprentissage,

$N_t = p \cdot n$ ,  $n$  est le nombre de variables d'entrée et de sortie du patron d'apprentissage.

Le deuxième critère, qui est l'erreur moyenne de validation, est donné par :

$$\varepsilon_v = \sqrt{\frac{0.5(\sum_{i=1}^v (y(k) - \hat{y}(k))^2)}{N_v}} \quad (4.33)$$

où  $v$  est le nombre d'échantillons de validation,  $N_v = v \cdot n$ .

### 4.3.5 Présentation des résultats de simulation

#### 4.3.5.1 Topologies des réseaux étudiés

En appliquant la procédure précédente et se basant sur les équations (4.27) et (4.28), on a pu étudier et évaluer environ 500 topologies différentes à une et à deux couches cachées. Certaines d'entre elles correspondent à un modèle conventionnel sans retour de vitesse (réseau non bouclé). D'autres utilisent un réseau bouclé avec retour de vitesse (réseau bouclé ou dynamique). On a essayé plusieurs combinaisons. À chaque fois, on commence par un nombre de variables très réduit (2 courants et 2 tensions par exemple sans rétroaction, puis on ajoute d'autres rétroactions). Après avoir entraîné le réseau avec une base de données enrichie et non enrichie, on étudie le comportement du réseau (sa convergence et sa capacité de généraliser) dans une commande vectorielle. Puis on reprend le processus pour une architecture.

On a utilisé des réseaux avec des fonctions d'activation sigmoïdes tangentiels pour les neurones des couches cachées, et des fonctions d'activation linéaires pour la sortie du réseau. Le tableau 4.1 présente les variables d'entrées et de sorties des principales topologies étudiées. Par exemple, la notation 8 12 10 1 signifie que le réseau est formé de quatre couches : une couche d'entrée à 8 entrées, une première couche cachée avec 12 neurones, une deuxième couche cachée de 10 neurones et un seul neurone dans la couche de sortie. Les topologies  $S_1$  et  $S_6$  correspondent à des réseaux statiques (réseaux non bouclés). Les topologies  $S_2$  à  $S_5$  correspondent à des réseaux dynamiques (réseaux bouclés ou récurrents). Les topologies  $S_3$  à  $S_5$  représentent des topologies avec une base d'apprentissages enrichies par les puissances active et réactive.

L'entraînement des différents réseaux a été réalisé en se basant principalement sur l'algorithme de Levenberg-Marquardt [46]. D'autres algorithmes ont été testés, mais par soucis d'alléger l'analyse, seuls les résultats de l'algorithme choisi ont été présentés.

Topologie du réseau	Variables d'entrée	Variable de sortie	Algorithme d'apprentissage
S <sub>1</sub> : 8 15 13 1	$v_{ds}(k-1) v_{ds}(k) v_{qs}(k-1) v_{qs}(k)$ $i_{ds}(k-1) i_{ds}(k) i_{qs}(k-1) i_{qs}(k)$	$\omega_m(k)$	Trainlm
S <sub>2</sub> : 9 12 10 1	$v_{ds}(k-1) v_{ds}(k) v_{qs}(k-1) v_{qs}(k)$ $i_{ds}(k-1) i_{ds}(k) i_{qs}(k-1) i_{qs}(k) \omega_m(k-1)$	$\omega_m(k)$	Trainlm
S <sub>3</sub> : 10 9 7 1	$v_{ds}(k-1) v_{ds}(k) v_{qs}(k-1) v_{qs}(k) i_{ds}(k-1)$ $i_{ds}(k) i_{qs}(k-1) i_{qs}(k) q(k) \omega_m(k-1)$	$\omega_m(k)$	Trainlm
S <sub>4</sub> : 11 15 13 1	$v_{ds}(k-1) v_{ds}(k) v_{qs}(k-1) v_{qs}(k) i_{ds}(k-1)$ $i_{ds}(k) i_{qs}(k-1) i_{qs}(k) p(k) q(k)$	$\omega_m(k)$	Trainlm
S <sub>5</sub> : 12 9 7 1	$v_{ds}(k-1) v_{ds}(k) v_{qs}(k-1) v_{qs}(k) i_{ds}(k-1)$ $i_{ds}(k) i_{qs}(k-1) i_{qs}(k) p(k) q(k) \omega_m(k-1)$	$\omega_m(k)$	Trainlm
S <sub>6</sub> : 6 9 7 1	$i_{ds}(k-2) i_{ds}(k-1) i_{ds}(k) i_{dq}(k-2)$ $i_{qs}(k-1) i_{qs}(k) p(k) q(k)$	$\omega_m(k)$	Trainlm

Tableau 4.1. Principales topologies de réseaux de neurones étudiés

#### 4.3.5.2 Résultats de simulation

L'intérêt de l'estimation et la commande avec des réseaux de neurones se justifie lorsque des transitoires de vitesse apparaissent. C'est pourquoi, on a décidé de tester le système d'entraînement selon des contraintes très variées. On a aussi inclus dans la simulation des tests concernant les éléments suivants :

- régimes de vitesse. Outre la vitesse nominale, des régimes de vitesse variable avec une inversion du sens de rotation ont été testés. La fin du cycle est caractérisée par un régime de basse vitesse (domaine de fonctionnement dans lequel les faibles tensions mises en jeu rendent le procédé vulnérable à certaines perturbations : temps de gardes des bras d'onduleur, etc.);

- régimes du couple. On a choisi de tester la simulation sous des créneaux de charges à haute et basse vitesse en charge classique et en régime de récupération d'énergie.

Ces diverses considérations ont conduit à utiliser les profils de vitesse et de charge décrits par la figure 4.2 et représentant les caractéristiques suivantes : montée en vitesse, charge, inversion de la vitesse, charge en récupération et retour à basse vitesse.

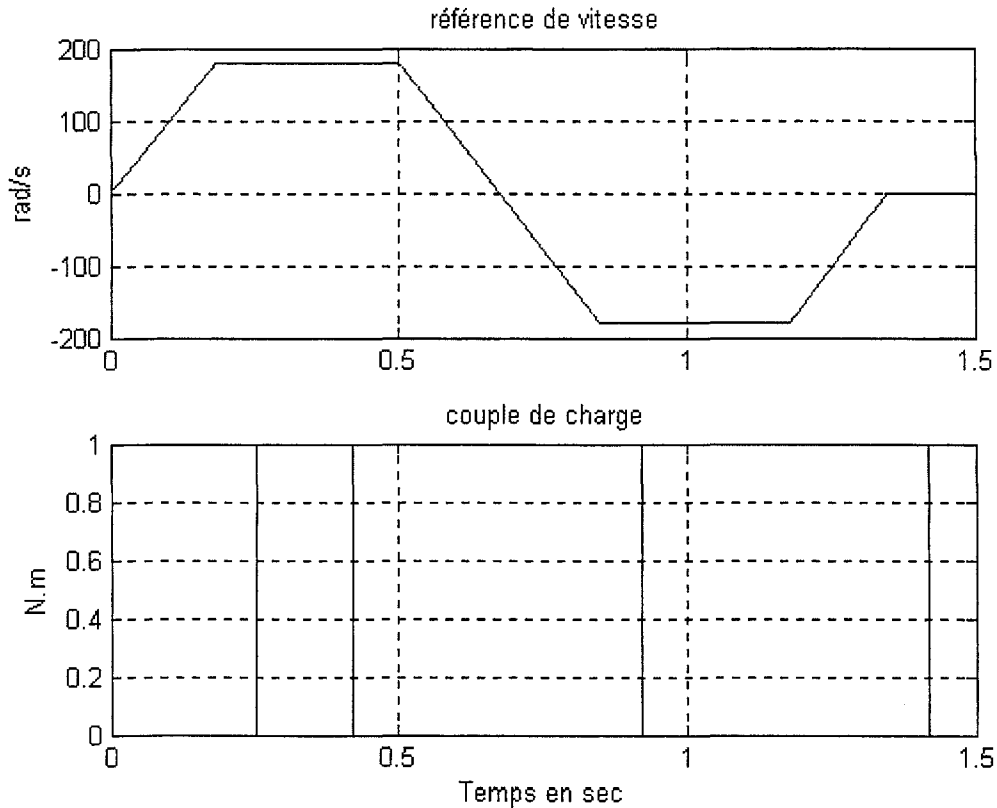


Figure 4.2 Profils de consigne

La figure 4.3 montre le modèle Simulink de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté basée sur un estimateur à réseau de neurones. On y trouve les différents blocs de Simulink et de la boîte à outils SimpowerSystem d'une commande vectorielle à flux rotorique orientée avec imposition de courant décrite dans le chapitre 2. La simulation est réalisée en mode discret avec une période d'échantillonnage pour le système de puissance égale à  $T_s = 2.0 \mu s$ , et une période d'échantillonnage pour le système de commande égale à  $T_c = 50.0 \mu s$ .

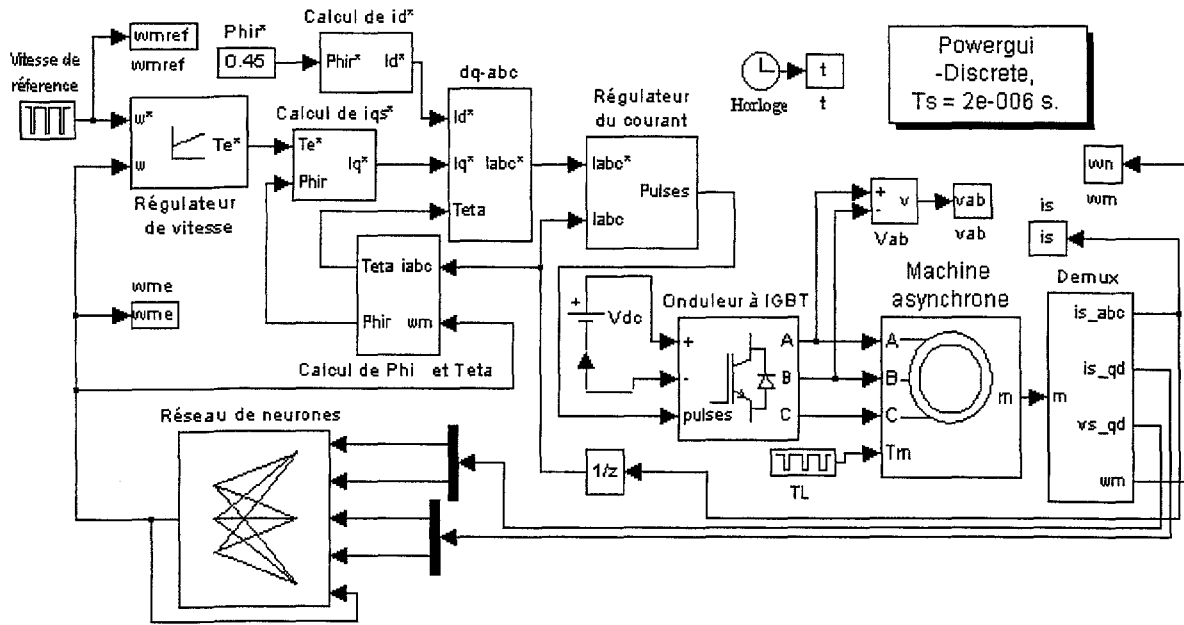


Figure 4.3 Modèle SIMULINK de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté basée sur un estimateur à réseau de neurones

La figure 4.4 montre un exemple du modèle de l'estimateur de vitesse à réseau de neurones. Il faut noter que la nouvelle version de Neural Network possède une fonction appelée «gensim» qui permet de générer automatiquement l'architecture du réseau.

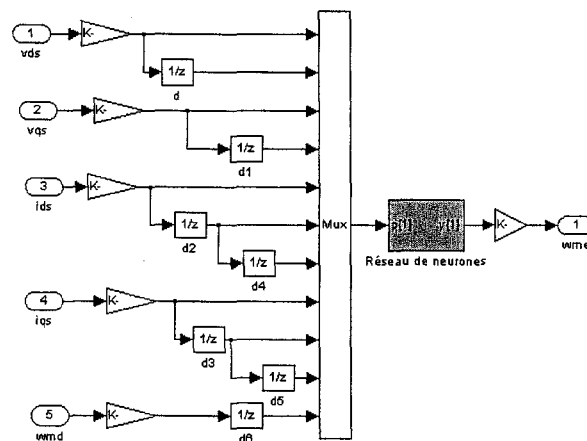


Figure 4.4 Modèle Simulink de l'estimateur de vitesse à réseau de neurones

Le tableau 4.2 résume les résultats obtenus pour les critères de performances en utilisant plusieurs topologies. On présente seulement les topologies avec deux couches cachées. Les

topologies avec une seule couche ont aussi été étudiées, cependant le nombre de neurones dans la couche cachée est important et les réseaux généralisent très mal. Il faut aussi noter que seules les réseaux qui généralisent bien sont exposés.

Le tableau 4.2 montre aussi les critères de performance pour les différentes topologies. Ces performances sont des moyennes sur 5 essais avec des poids initiaux aléatoires différents. Dans le cas des réseaux non bouclés, on n'a pas tenu compte des itérations utilisées pour faire sortir le réseau des minimums locaux.

Topologie du réseau	Somme des erreurs quadratiques SSE d'apprentissage	Erreur moyenne d'apprentissage $\epsilon_l$	Erreur moyenne de validation $\epsilon_v$	Nombre d'itérations à l'apprentissage	Erreur maximale entre la vitesse réelle et la vitesse estimée en %
S <sub>1</sub> : 8 15 13 1	0.02	$6.28 \times 10^{-5}$	$1.034 \times 10^{-4}$	157 050	12.7
S <sub>2</sub> : 9 12 10 1	0.0012	$3.57 \times 10^{-6}$	$6.19 \times 10^{-6}$	500	2.30
S <sub>3</sub> : 10 9 7 1	0.001	$2.84 \times 10^{-6}$	$4.92 \times 10^{-6}$	450	0.48
S <sub>4</sub> : 11 15 13 1	0.0098	$2.6 \times 10^{-5}$	$4.61 \times 10^{-5}$	101 750	0.56
S <sub>5</sub> : 12 9 7 1	0.0011	$2.87 \times 10^{-6}$	$4.98 \times 10^{-6}$	345	1.0
S <sub>6</sub> : 6 9 7 1	0.0037	$1.31 \times 10^{-5}$	$2.28 \times 10^{-5}$	45 340	2.1

Tableau 4.2. Indices de performances des principales topologies étudiées

En étudiant ce tableau, on constate que :

- le temps d'apprentissage (nombre d'itérations à l'apprentissage) des réseaux bouclés (S<sub>2</sub>, S<sub>3</sub>, S<sub>5</sub>) est bien meilleur que les réseaux non bouclés, c'est-à-dire les réseaux sans rétroaction de vitesse (S<sub>1</sub>, S<sub>4</sub>, S<sub>6</sub>) ;
- la qualité de l'estimation croît avec l'utilisation des puissances active et réactive (S<sub>3</sub>, S<sub>4</sub>, S<sub>5</sub>, S<sub>6</sub>) ;
- les erreurs d'approximation les plus élevées sont observées aux alentours des changements brusques de la vitesse.

La figure 4.5 montre la courbe de la vitesse réelle tandis que la figure 4.6 montre les courbes des vitesses estimées par les différentes structures et les erreurs de vitesse (la différence

entre la vitesse réelle et la vitesse estimée par le réseau). Les figures (4.6.a) à (4.6.f) correspondent à un fonctionnement sans variation paramétrique (cas idéal).

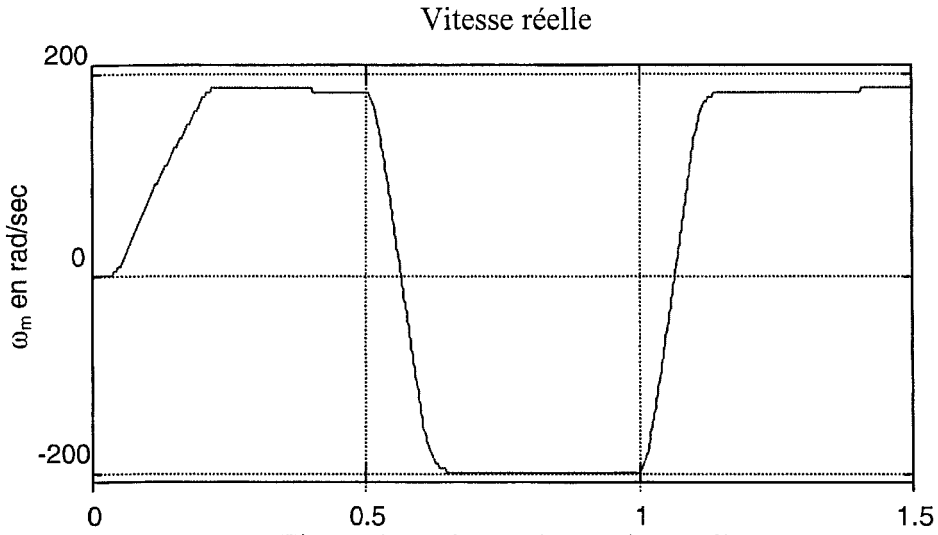
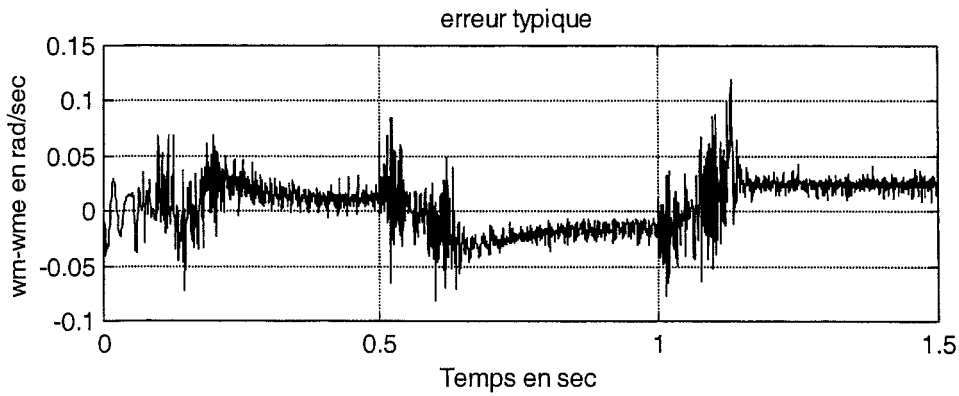
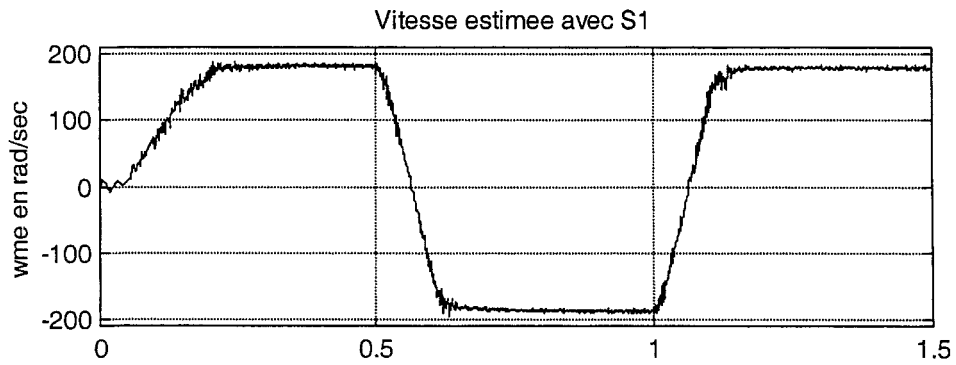
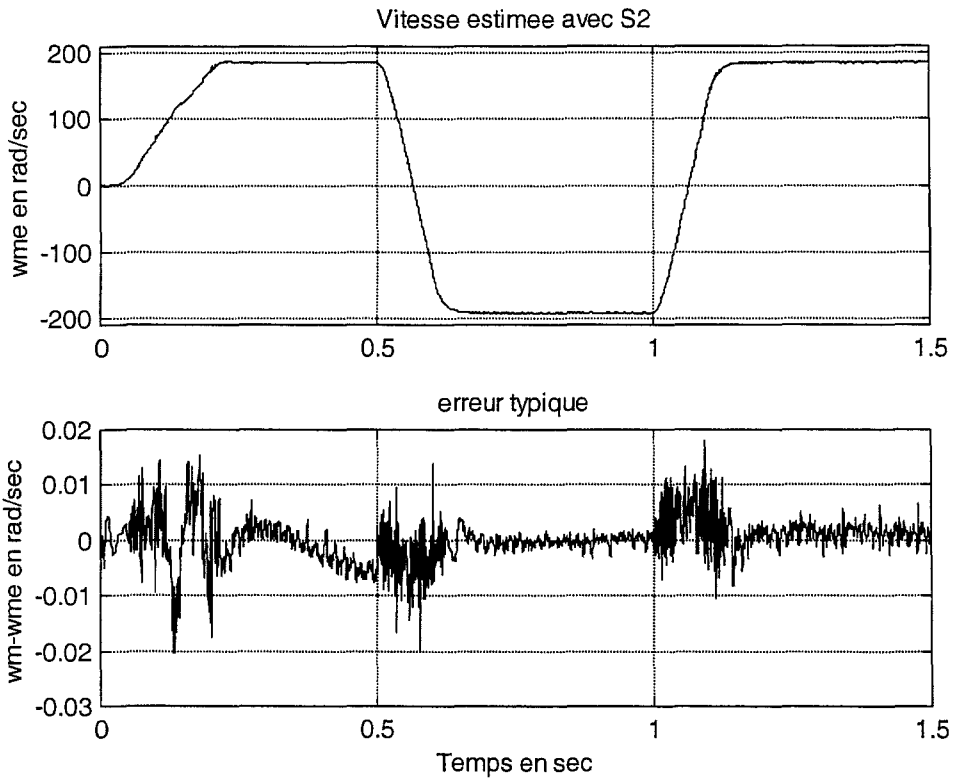


Figure 4.5 Vitesse de rotation réelle

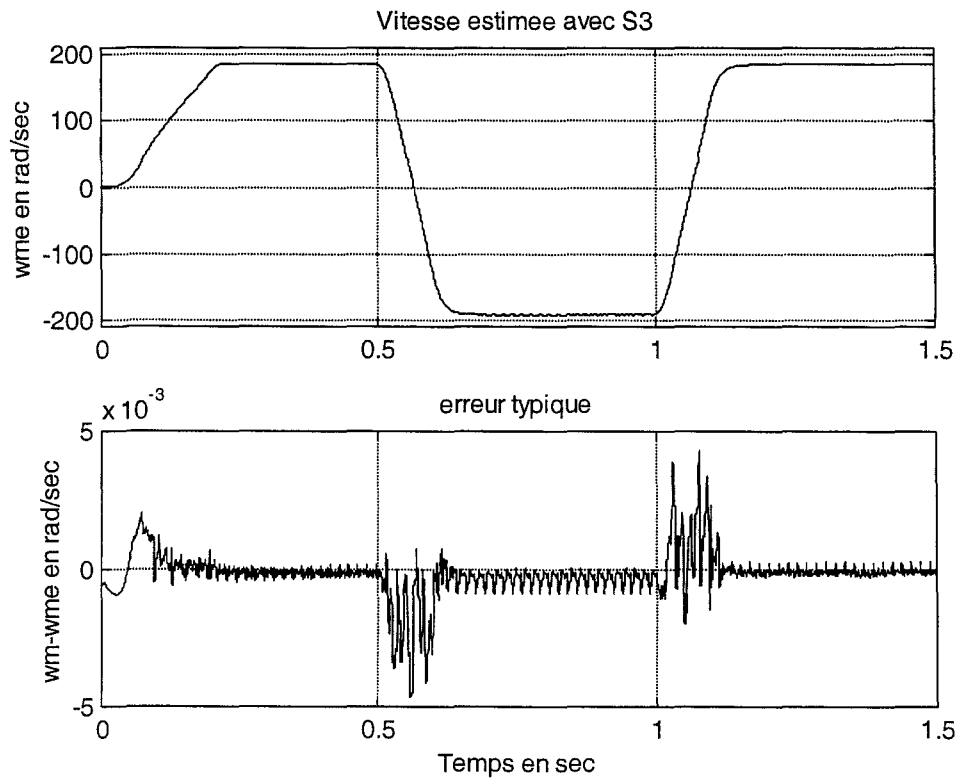


(a)

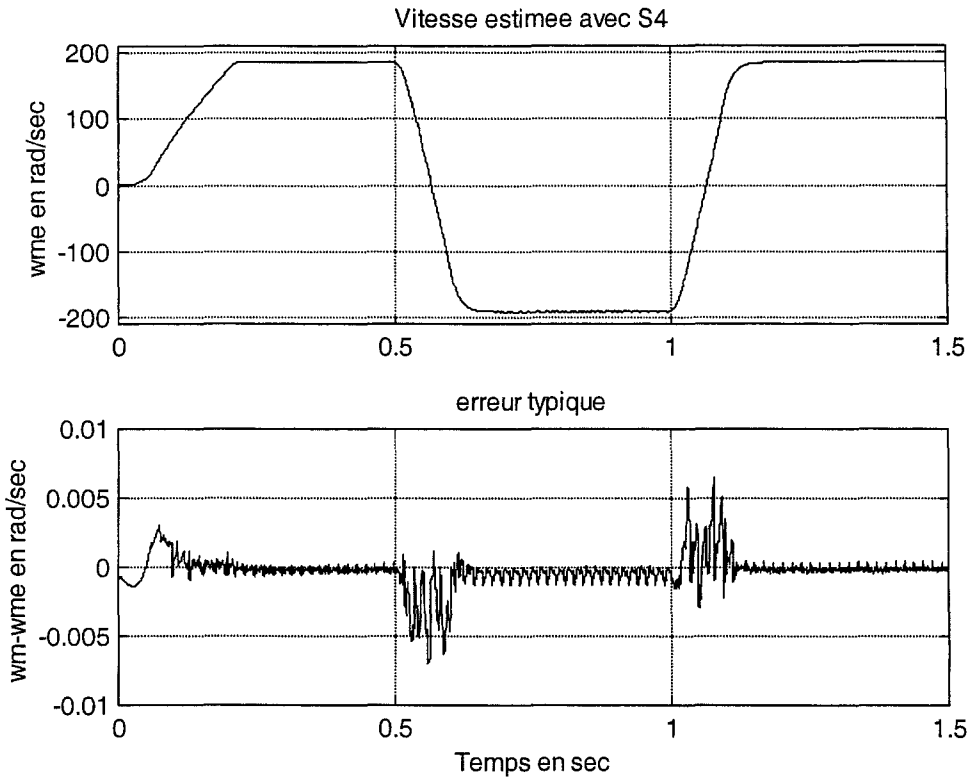




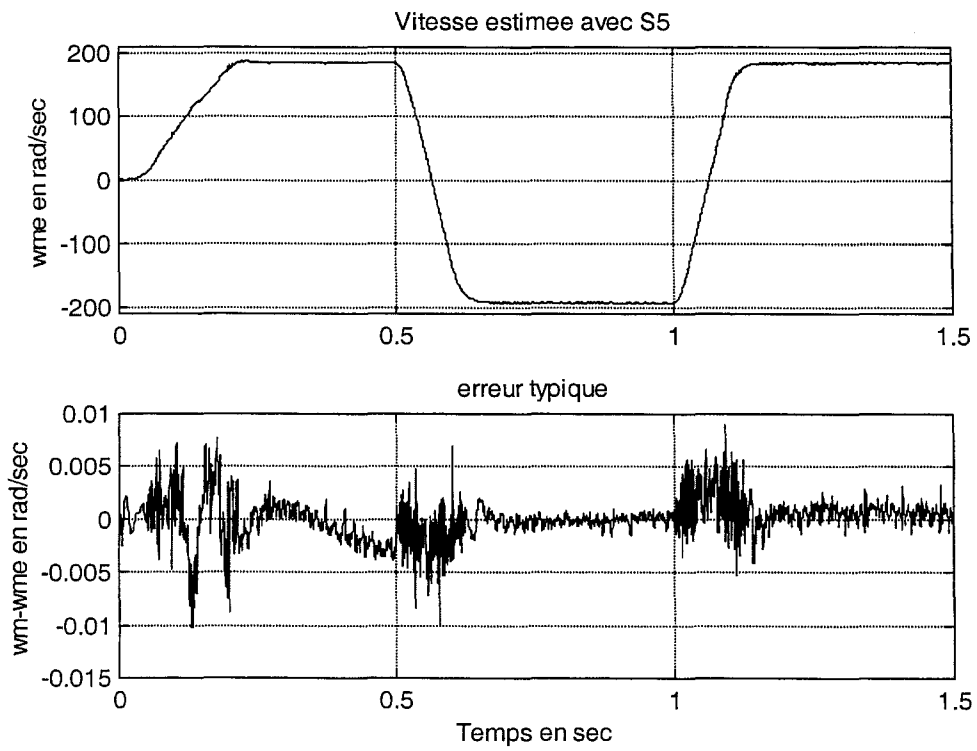
(b)



(c)



(d)



(e)

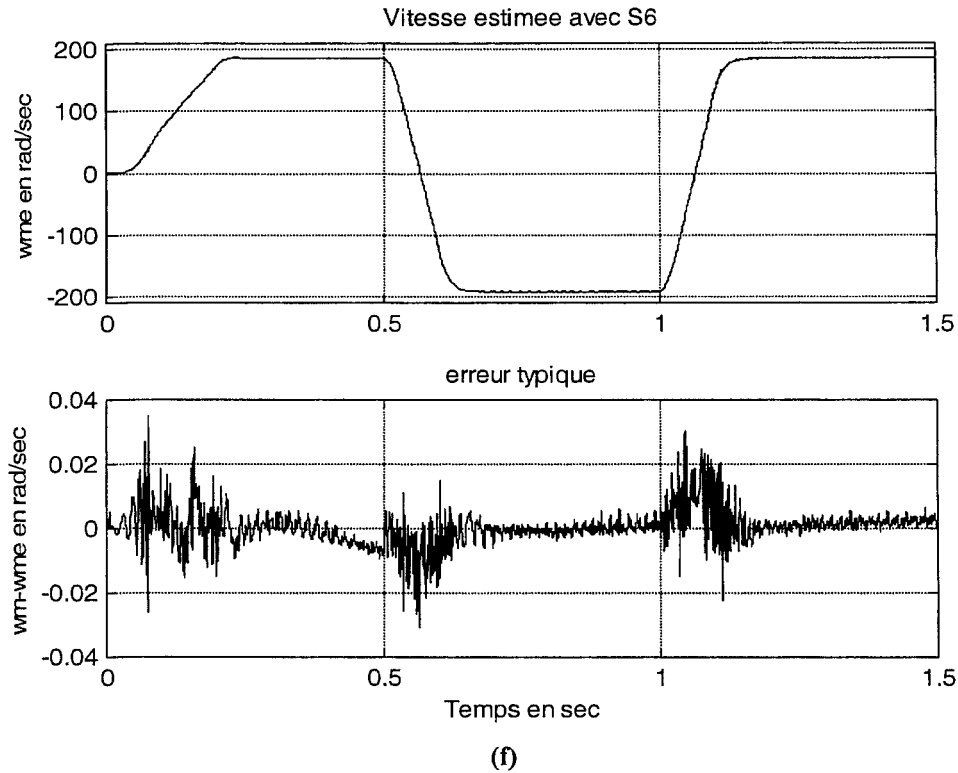


Figure 4.6 Vitesse estimée par les différents réseaux et erreur typique.

a) Pour  $S_1$ , b) Pour  $S_2$ , c) Pour  $S_3$ , d) Pour  $S_4$ , e) Pour  $S_5$  et f) Pour  $S_6$ .

### 4.3.5.3 Analyse des performances

En analysant les résultats donnés au tableau 2 et les courbes de la figure 4.6, on constate que :

- le temps d'apprentissage des réseaux bouclés ou récurrents (avec rétroaction de vitesse) est bien meilleur que les réseaux non bouclés (sans rétroaction de vitesse) ;
- la qualité de l'estimation croît légèrement avec l'utilisation des puissances active et réactive (l'amélioration n'est pas très significative) ;
- les erreurs d'approximation les plus élevées sont observées aux alentours des changements brusques de la vitesse (le régime transitoire) ;
- Au regard du tableau 4.2, on constate que c'est avec la topologie du réseau de neurones avec une base d'apprentissage enrichie par l'ajout seulement de la puissance instantanée réactive (sans la puissance instantanée active) de bonnes performances sont obtenues. Par

contre, des essais avec une base d'apprentissage enrichie avec la puissance instantanée active uniquement n'ont pas offert de meilleures performances.

- l'ajout simultané des puissances active et réactive a fait disparaître le problème de minimums locaux. Ce qui représente un grand avantage en soit. Cependant, il n'a pas amélioré ou réduit d'une façon significative le temps d'entraînement. À l'inverse, il allongé le temps d'entraînement du réseaux de neurones.
- Par ailleurs, on a constaté que l'ajout des filtres sur les courants et sur les tensions, a permis d'étudier le comportement d'une série d'estimateurs d'ordre réduit (architecture de petite taille) basés seulement sur les courants et les tensions ou les courants statoriques seuls. Cela facilitera l'implantation pratique.

#### **4.3.5.4 Étude de la robustesse de l'estimateur**

On a procédé à une étude de robustesse des 6 architectures précédentes. On ne représente que l'étude effectuée sur la topologie  $S_3$ . Puisqu'à quelques différences près, les mêmes constatations s'appliquent pour les autres topologies. La figure (4.7) montre le résultat de simulation correspondant (la vitesse mécanique) pour un fonctionnement avec une variation de +50% de la résistance statorique. On constate que comportement de l'ensemble reste bon. En effet l'erreur d'estimation reste assez comparable à celle obtenue avec les paramètres nominaux de la machine.

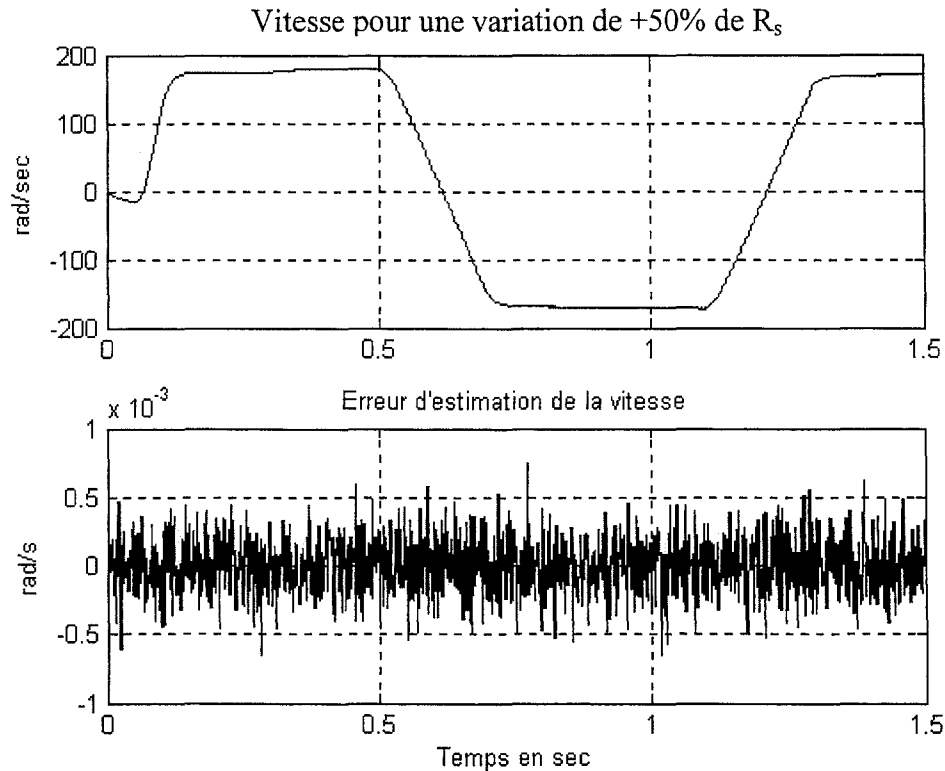


Figure 4.7 Fonctionnement pour une variation de la résistance statorique de 50%

La figure (4.8) correspond à un fonctionnement pour une variation de +100% des résistances rotorique et statorique. On constate que la vitesse de rotation suit la vitesse de référence, par contre des oscillations importantes apparaissent. Le réseau de neurones n'arrive pas à bien généraliser. Cela peut s'expliquer par le manque d'enrichissement de la base d'apprentissage du réseau. On a repris, l'entraînement avec une banque plus enrichie de données (variation de 100% et 150%), mais, on n'a pas constaté une nette amélioration. Cependant, en adaptant les gains du régulateur PI de la boucle de régulation de vitesse, on a pu arriver à réduire ces oscillations.

Les simulations ont montré que les estimateurs à réseau de neurones suggérés sont robustes sur une large gamme de variations des résistances de la machine. Cependant, cette robustesse diminue si les variations sont très importantes.

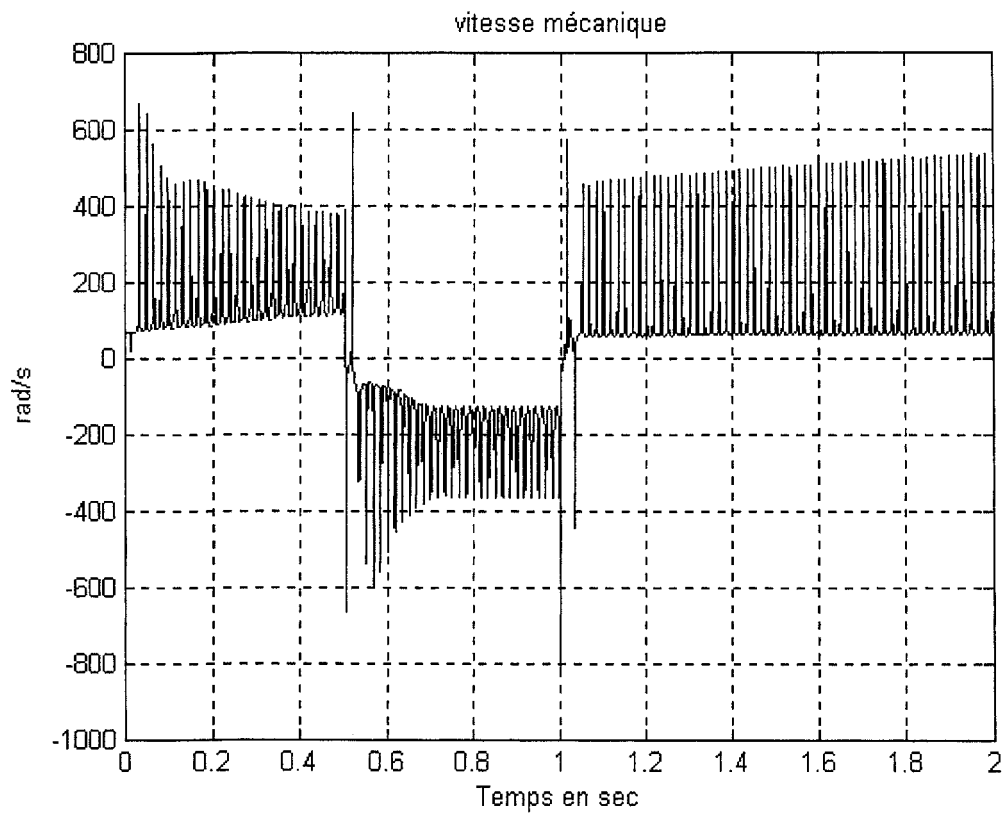


Figure 4.8 Réponse du réseau S<sub>3</sub> pour une variation de +100% dans les résistances rotorique et statorique

Suite à cette étude, on recommande en premier lieu l'estimateur basé sur la topologie S3. Cette topologie donne une erreur plus faible, possède un bon comportement dynamique et elle assez robuste face aux variations des résistance de la machine.

#### 4.3.5.5 Analyse comparative des résultats

Dans cette section, on va faire une analyse comparative des résultats découlant des algorithmes élaborés dans cette thèse et de ceux découlant des algorithmes proposés avec par d'autres chercheurs. On va comparer uniquement les topologies non bouclées parce qu'à la connaissance de l'auteur aucun estimateur de vitesse à topologie récurrente n'a été présenté dans la littérature disponible.

La comparaison de nos résultats avec ceux d'autres équipes est très favorable :

- Dans la référence [8], les résultats de simulation de plusieurs topologies d'estimateurs à réseaux de neurones non bouclés à quatre couches. La base d'apprentissage est basée sur les tensions uniquement et elle n'est enrichie avec aucune autre variable. Les tests de simulation sont effectués sans onduler, et fournissent des erreurs quadratiques moyennes variant entre de 0.1 et 0.5.
- Dans la référence [38], on réalise une erreur quadratique moyenne de 0.465 sur la séquence de test à l'aide du modèle de simulation associé à un estimateur non récurrent à deux couches cachées.
- Les résultats qu'on a obtenus à l'aide des topologies non bouclées enrichies les puissances sont bien meilleurs que ceux présentés [8, 38, 39] (temps d'entraînement beaucoup plus faible, erreur quadratique moyenne beaucoup plus faible, erreurs de simulation plus faibles etc.). Les résultats obtenus dans cette thèse démontrent donc l'intérêt des estimateurs proposés, ainsi que la faisabilité de leur apprentissage.

#### 4.3.5.6 Conclusion

Dans les paragraphes précédents, on a présenté et simulé 6 différentes topologies de réseaux de neurones bouclés et non bouclés pour l'estimation de la vitesse d'une machine asynchrone. Les topologies récurrentes donnent de meilleurs résultats. La topologie récurrente enrichie par la puissance instantanée réactive est fortement recommandée.

## 4.4 Estimateur à réseaux de neurones intégrés dans un système adaptatif avec modèle de référence à apprentissage en ligne

Dans cette section, on va élaborer et simuler une autre catégorie d'estimateur. Ce sont les estimateurs qui emploient des réseaux de neurones à apprentissage en ligne. C'est à dire les poids du réseau de neurones seront ajustés continuellement afin d'assurer une bonne estimation de la vitesse.

### 4.4.1 Méthode basée sur les flux rotoriques

Cette méthode a été proposée pour la première fois dans la référence [37]. La figure 4.10 montre le schéma d'un estimateur de la vitesse rotorique basé sur le SAMR et utilisant un réseau de neurones. Les entrées du modèle de référence sont les tensions et les courants statoriques dans le repère dq.

Les sorties de ce modèle sont les composantes du flux rotorique dans le repère stationnaire ( $\Psi_{ds}, \Psi_{qs}$ ). Elles sont données par l'équation différentielle (2.33) qu'on a rappelée ici.

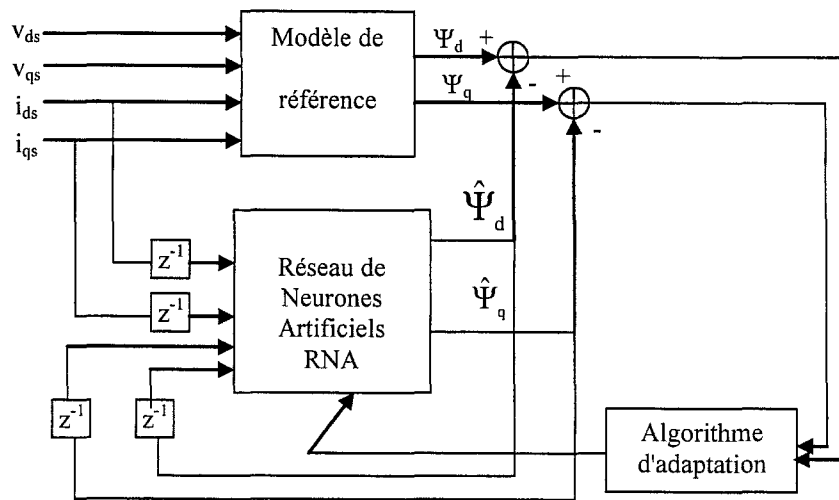


Figure 4.9 Estimation du flux rotorique basée sur SAMR en utilisant un RNA

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \left\{ \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - \sigma L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \right\} \quad (4.34)$$



On constate que cette équation ne contient pas la vitesse de rotation et elle décrit le modèle de référence. Par contre, l'équation rotorique de la machine exprimée dans le repère stationnaire lié au stator dépend aussi bien du flux rotorique que de la vitesse de rotation. Ce système d'équations différentielles représente le modèle d'adaptation et il est donné par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} = \left\{ -\frac{1}{\tau_r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \omega_r \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right\} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} + \frac{M}{\tau_r} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

où  $\hat{\Psi}_{dr}$  et  $\hat{\Psi}_{qr}$  sont les flux rotoriques estimés par le modèle ajustable. Ce dernier est implanté par un réseau de neurones dont les poids sont ajustés en ligne. Puisque, l'erreur totale entre le flux rotorique  $\Psi_r$  (variable désirée) et le flux rotorique  $\hat{\Psi}_r$  (variable estimée) fournie par le réseau de neurones est alors propagée pour modifier les poids de sorte que la vitesse estimée suit la vitesse réelle.

L'équation du réseau de neurones estimant la vitesse est donnée par :

$$\begin{cases} \hat{\Psi}_{dr}(k) = W_1 \hat{\Psi}_{dr}(k-1) - W_2 \hat{\Psi}_{qr}(k-1) + W_3 \hat{i}_{dr}(k-1) \\ \hat{\Psi}_{qr}(k) = W_1 \hat{\Psi}_{qr}(k-1) + W_2 \hat{\Psi}_{dr}(k-1) + W_3 \hat{i}_{qs}(k-1) \end{cases} \quad (4.36)$$

où, T est la période d'échantillonnage.

La vitesse rotorique estimée est déterminée par :

$$\hat{\omega}_r(k) = \hat{\omega}_r(k-1) - \frac{\eta}{T} \delta(\hat{\Psi}_{ds}(k-1) - \hat{\Psi}_{qs}(k-1)) + \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \quad (4.37)$$

où  $\eta$  représente le coefficient d'apprentissage,  $\alpha$  désigne le coefficient qui détermine l'effet du changement du poids précédent sur le poids actuel (présent).

Cette méthode possède plusieurs avantages : elle utilise un réseau simple à deux couches et l'apprentissage se fait en ligne. Cependant, elle ne donne pas une estimation précise surtout aux basses vitesses à cause de la présence de la résistance statorique dans le modèle de référence. Par contre, les variations de la constante de temps rotorique sont compensées par le modèle d'adaptation. Pour pallier à ces inconvénients, on a proposé une autre méthode basée sur le même principe, mais elle utilise un modèle de référence indépendant de la résistance statorique (la chute de tension statorique est transférée au modèle ajustable).

## 4.4.2 Nouvelle méthode basée sur la force électromotrice arrière

### 4.4.2.1 Présentation de la méthode

Les deux composantes directe et en quadrature de la force électromotrice arrière sont définies par :

$$\begin{bmatrix} e_d \\ e_q \end{bmatrix} = \frac{M}{L_r} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - \sigma L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.38)$$

Ces deux composantes peuvent être aussi déterminées en utilisant l'équation rotorique (4.35).

$$\begin{bmatrix} \hat{e}_d \\ \hat{e}_q \end{bmatrix} = \frac{M}{L_r} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} = \frac{M}{L_r} \left\{ -\frac{1}{\tau_r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \omega_r \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right\} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} + \frac{L_s}{\tau_r} (1 - \sigma) \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

On définit la composante directe et la composante en quadrature comme suit :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_d \\ e_q \end{bmatrix} + R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.40)$$

d'où on obtient d'après l'équation (4.38) et l'équation (4.40) :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - \sigma L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.41)$$

On remarque que ces deux composantes ne contiennent pas la vitesse de rotation et peuvent être utilisées comme modèle de référence. Elles sont indépendantes de la résistance statorique et elles sont obtenues sans intégration pure. Les tensions statoriques peuvent être reconstituées à partir des états de commutation et de la tension d'entrée de l'onduleur. Or, on sait que les équations des tensions rotoriques exprimées dans un repère stationnaire lié au stator contiennent le flux et la vitesse rotorique. Ces équations peuvent représenter alors le modèle adaptatif et elles sont obtenues par la substitution de l'équation (4.39) dans l'équation (4.40) :

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_d \\ \hat{x}_q \end{bmatrix} = \frac{M}{L_r} \left\{ -\frac{1}{\tau_r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \omega_r \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right\} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} + (R_s + \frac{L_s}{\tau_r} (1 - \sigma)) \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.42)$$

Ce système d'équations dépend de la vitesse de rotation, qui est variable en général, et on cherche à l'estimer en utilisant un réseau de neurones. Ce dernier est utilisé comme modèle adaptatif. Pour cela, l'équation (4.42) peut être implantée par un réseau de neurones à deux

couches dont certains poids sont proportionnels à la vitesse de rotation. La figure 4.11 montre le schéma de principe de l'estimation de la vitesse basée sur la SAMR qui contient un RNA. Lorsque les sorties des deux modèles (de modèle référence et modèle adaptatif) sont égales alors la vitesse réelle est égale à la vitesse estimée par le réseau de neurones. Dans ce cas, les erreurs  $x_d - \hat{x}_d$  et  $x_q - \hat{x}_q$  seront nulles. Quand il y a une différence entre la vitesse réelle et la vitesse estimée, alors les erreurs sont non nulles et elles sont utilisées pour ajuster les poids du réseau de neurones. Les ajustements des poids sont faits de manière à ce que les erreurs convergent le plus rapidement vers zéro. Si on suppose que les paramètres de la machine ne varient pas et en dérivant par rapport au temps l'équation (4.42), on trouve :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{x}_{dr} \\ \hat{x}_{qr} \end{bmatrix} = \frac{M}{L_r} \left\{ \left( -\frac{1}{\tau_r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \omega_r \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right) \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} \right\} + \left( R_s + \frac{L_s}{\tau_r} (1 - \sigma) \right) \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.43)$$

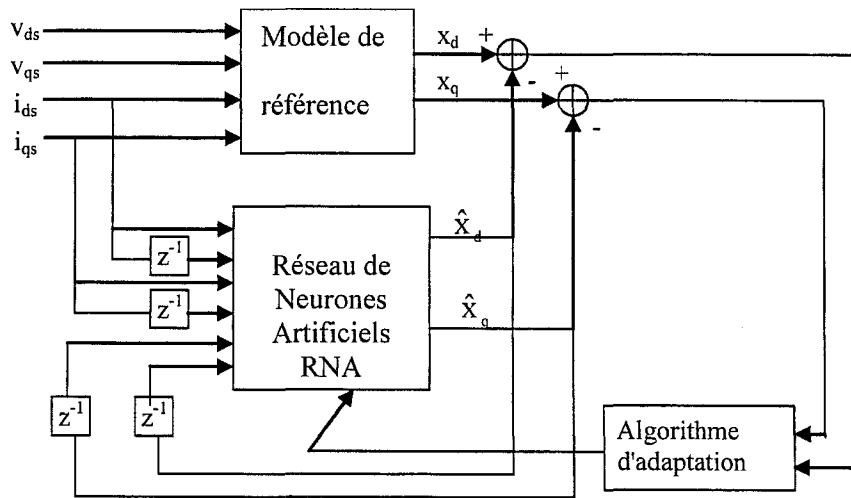


Figure 4.10 Estimation de la vitesse basée sur SAMR en utilisant un RNA

or :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{dr} \\ \hat{\Psi}_{qr} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{M} \left( \begin{bmatrix} \hat{x}_d \\ \hat{x}_q \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \right) \quad (4.44)$$

Substituons l'équation (4.44) dans l'équation (4.43) et arrangeant les termes :

$$\begin{cases} \frac{d\hat{x}_d}{dt} = -\frac{1}{\tau_r} \hat{x}_d - \omega_r (\hat{x}_q - R_s i_{qs}) + \left( R_s + \frac{L_s}{\tau_r} (1 - \sigma) \right) \frac{di_{ds}}{dt} + \frac{R_s}{\tau_r} i_{ds} \\ \frac{d\hat{x}_q}{dt} = -\frac{1}{\tau_r} \hat{x}_q + \omega_r (\hat{x}_d - R_s i_{ds}) + \left( R_s + \frac{L_s}{\tau_r} (1 - \sigma) \right) \frac{di_{qs}}{dt} + \frac{R_s}{\tau_r} i_{qs} \end{cases} \quad (4.45)$$

Si on discrétise l'équation (4.45) à l'aide de la méthode de différences finies arrière, on obtient :

$$\begin{cases} \frac{1-z^{-1}}{TZ^{-1}} \hat{x}_d(k) = -\frac{1}{\tau_r} \hat{x}_d(k) - \omega_r(\hat{x}_q(k) - R_s i_{qs}(k)) + (R_s + \frac{L_s}{\tau_r}(1-\sigma)) \frac{1-z^{-1}}{TZ^{-1}} i_{ds}(k) + \frac{R_s}{\tau_r} i_{ds}(k) \\ \frac{1-z^{-1}}{TZ^{-1}} \hat{x}_q(k) = -\frac{1}{\tau_r} \hat{x}_q(k) + \omega_r(\hat{x}_d(k) - R_s i_{ds}(k)) + (R_s + \frac{L_s}{\tau_r}(1-\sigma)) \frac{1-z^{-1}}{TZ^{-1}} i_{qs}(k) + \frac{R_s}{\tau_r} i_{qs}(k) \end{cases} \quad (4.46)$$

Après arrangement des termes, on arrive à l'expression suivante :

$$\begin{cases} \hat{x}_d(k) = (1 - \frac{T}{\tau_r}) \hat{x}_d(k-1) - T\omega_r \hat{x}_q(k-1) + (R_s + \frac{L_s}{\tau_r}(1-\sigma)) i_{ds}(k) \\ \qquad \qquad \qquad + (R_s(1 + \frac{T}{\tau_r}) + \frac{L_s}{\tau_r}(1-\sigma)) i_{ds}(k-1) + T\omega_r R_s i_{qs}(k-1) \\ \hat{x}_q(k) = (1 - \frac{T}{\tau_r}) \hat{x}_q(k-1) + T\omega_r \hat{x}_d(k-1) - T\omega_r R_s i_{ds}(k-1) + (R_s + \frac{L_s}{\tau_r}(1-\sigma)) i_{qs}(k) \\ \qquad \qquad \qquad + (R_s(1 + \frac{T}{\tau_r}) + \frac{L_s}{\tau_r}(1-\sigma)) i_{qs}(k-1) \end{cases} \quad (4.47)$$

Introduisons les constantes suivantes :

$$W_1 = 1 - \frac{T}{\tau_r}, \quad W_2 = \omega_r T, \quad W_3 = R_s + \frac{L_s}{\tau_r}(1-\sigma), \quad W_4 = R_s(1 + \frac{T}{\tau_r}) + \frac{L_s}{\tau_r}(1-\sigma), \quad W_5 = TR_s \omega_r \quad (4.48)$$

On constate que les poids  $W_1, W_3, W_4$  sont constants, alors que les poids  $W_2$  et  $W_5$  sont variables et proportionnels à la vitesse de rotation.

Le système d'équations (4.47) prend la forme :

$$\begin{cases} \hat{x}_d(k) = W_1 \hat{x}_d(k-1) - W_2 \hat{x}_q(k-1) + W_3 i_{ds}(k) + W_4 i_{ds}(k-1) + W_5 i_{qs}(k-1) \\ \hat{x}_q(k) = W_1 \hat{x}_q(k-1) + W_2 \hat{x}_d(k-1) - W_3 i_{ds}(k-1) + W_3 i_{qs}(k) + W_4 i_{qs}(k-1) \end{cases} \quad (4.49)$$

Le système d'équations (4.49) peut être facilement implanté à l'aide d'un réseau de neurones à deux couches. Il possède six entrées et deux sorties. Les deux entrées représentent les valeurs précédentes de  $\hat{x}_d$  et  $\hat{x}_q$  et les quatre autres sont les courants statoriques. Toutes ces variables sont exprimées dans un repère stationnaire lié au stator et n'exigent pas de transformations trigonométriques complexes. En plus, on constate que les deux sorties sont les valeurs présentes de  $\hat{x}_d$  et  $\hat{x}_q$ . Par conséquent, tous les nœuds du réseau de neurones sont bien définis. La connexion entre les neurones est représentée par des nœuds qui peuvent être généralement positifs ou négatifs.

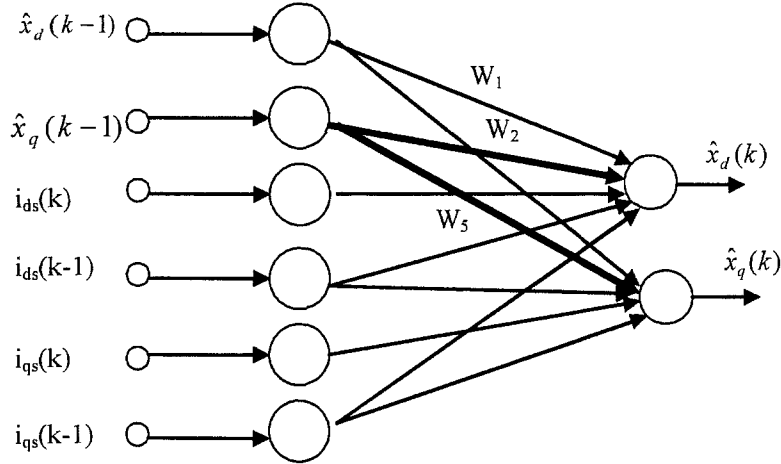


Figure 4.11 Représentation d'un estimateur de la vitesse de rotation par un réseau de neurones

Dans la figure 4.11, les poids adaptatifs  $W_2$  et  $W_5$  sont indiqués en lignes épaisses et ils sont proportionnels à la vitesse de rotation. Ces deux poids sont ajustés en ligne pour minimiser l'erreur quadratique définie par :

$$E = \frac{1}{2} \varepsilon^2(k) \text{ avec } \varepsilon = [\varepsilon_d, \varepsilon_q]^T \text{ et } \varepsilon_d = x_d - \hat{x}_d, \varepsilon_q = x_q - \hat{x}_q \quad (4.50)$$

L'ajustement des poids pour minimiser l'erreur quadratique devrait être proportionnel à l'opposé du gradient de l'erreur par rapport aux poids  $W_2$  et  $W_5$  ( $-\frac{\partial E}{\partial W_2}$  et  $-\frac{\partial E}{\partial W_5}$ ). Car de cette façon, il est possible de se converger progressivement vers la solution optimale.

Par rapport au poids  $W_2$ , l'expression du gradient de l'erreur est donnée par :

$$\Delta W_2(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_2} \quad (4.51)$$

où  $\eta$  est le taux d'apprentissage qui est une constante positive. Un taux d'apprentissage élevé accélère l'apprentissage mais peut provoquer des oscillations à la sortie du réseau.

L'équation (4.51) peut se réécrire comme suit :

$$\Delta W_2(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_2} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \hat{x}(k)} \frac{\partial \hat{x}(k)}{\partial W_2} \quad (4.52)$$

en utilisant la définition de l'erreur, on peut alors écrire :

$$\frac{\partial E}{\partial \hat{x}} = \frac{1}{2} \left[ \frac{\partial (x_d - \hat{x}_d)^2}{\partial \hat{x}_d}, \frac{\partial (x_q - \hat{x}_q)^2}{\partial \hat{x}_q} \right]^T = - \begin{bmatrix} x_d - \hat{x}_d \\ x_q - \hat{x}_q \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \varepsilon_d(k) \\ \varepsilon_q(k) \end{bmatrix} \quad (4.53)$$

La dérivée partielle du deuxième terme est déterminée en se servant du système d'équation (4.49).

$$\frac{\partial \hat{x}}{\partial W_2} = \left[ \frac{\partial \hat{x}_d}{\partial W_2}, \frac{\partial \hat{x}_q}{\partial W_2} \right]^T = \begin{bmatrix} -\hat{x}_q(k-1) \\ \hat{x}_d(k-1) \end{bmatrix} \quad (4.54)$$

En substituant les équations (4.52) et (4.53) dans l'équation (4.51), on arrive à :

$$\Delta W_2(k) = \eta(-(x_d - \hat{x}_d)\hat{x}_q(k-1) + (x_q - \hat{x}_q)\hat{x}_d(k-1)) \quad (4.55)$$

L'expression (4.54) est bien connue dans l'apprentissage des réseaux de neurones par la méthode de descente de gradient. En suivant la même démarche, on trouve pour l'ajustement de  $W_5$  :

$$\Delta W_5(k) = \eta(-(x_d - \hat{x}_d)\hat{x}_q(k-1) + (x_q - \hat{x}_q)\hat{x}_d(k-1)) \quad (4.56)$$

Finalement, les ajustements des poids sont obtenus par :

$$\begin{bmatrix} W_2(k) \\ W_5(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_2(k-1) + \Delta W_2(k) \\ W_5(k-1) + \Delta W_5(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_2(k-1) + \eta(-(x_d - \hat{x}_d)\hat{x}_q(k-1) + (x_q - \hat{x}_q)\hat{x}_d(k-1)) \\ W_5(k-1) + \eta(-(x_d - \hat{x}_d)\hat{x}_q(k-1) + (x_q - \hat{x}_q)\hat{x}_d(k-1)) \end{bmatrix} \quad (4.57)$$

Comme mentionné précédemment, pour un apprentissage rapide, le taux d'apprentissage doit être élevé, mais cela peut provoquer des oscillations dans les sorties du réseau. Pour pallier à cette difficulté, on a ajouté à l'équation (4.55) un terme, appelé momentum, qui tient compte des changements dans les poids à l'état précédent. Cela permet d'accélérer la convergence de l'algorithme d'apprentissage. On obtient ainsi :

$$\begin{bmatrix} W_2(k) \\ W_5(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_2(k-1) + \Delta W_2(k) + \alpha \Delta W_2(k-1) \\ W_5(k-1) + \Delta W_5(k) + \alpha \Delta W_5(k-1) \end{bmatrix} \quad (4.58)$$

ce qui donne :

$$\begin{bmatrix} W_2(k) \\ W_5(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_2(k-1) + \eta(-(x_d - \hat{x}_d)\hat{x}_q(k-1) + (x_q - \hat{x}_q)\hat{x}_d(k-1)) + \alpha \Delta W_2(k-1) \\ W_5(k-1) + \eta(-(x_d - \hat{x}_d)\hat{x}_q(k-1) + (x_q - \hat{x}_q)\hat{x}_d(k-1)) + \alpha \Delta W_5(k-1) \end{bmatrix} \quad (4.59)$$

$\alpha$  est encadré généralement entre 0.1 et 0.9. Le terme  $\alpha \Delta W_i(k-1)$  est appelé : terme de momentum. L'ajout de ce terme dans le mécanisme d'ajustement des poids du réseau augmente significativement la vitesse de convergence de l'algorithme, qui est extrêmement utile lorsque le réseau est utilisé pour déterminer en temps réel la vitesse de rotation de la machine asynchrone. Or comme on a vu précédemment, le poids  $W_2$  est proportionnel à la vitesse de rotation  $W_2 = \omega_r T$ . Finalement, on arrive à écrire la vitesse de rotation comme suit :

$$\hat{\omega}_r(k) = \hat{\omega}_r(k-1) + \frac{\eta}{T}(-(x_d - \hat{x}_d)\hat{x}_q(k-1) + (x_q - \hat{x}_q)\hat{x}_d(k-1)) + \frac{\alpha}{T}\Delta W_2(k-1) \quad (4.60)$$

Cette dernière équation sera utiliser pour estimer la vitesse.

#### 4.4.2.2 Présentation des résultats de simulation

Pour valider la méthode d'estimation proposée, on a choisi une stratégie de commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté.

L'apprentissage se fait en deux étapes :

- l'apprentissage initial se fait hors ligne en utilisant un simple algorithme.
- l'apprentissage en ligne se fait lorsque le réseau est placé dans la stratégie de commande.

La figure 4.12 montre le système utilisé pour simuler le comportement de cet estimateur. On a utilisé une fonction Matlab (S-function) pour implanter l'algorithme d'apprentissage.

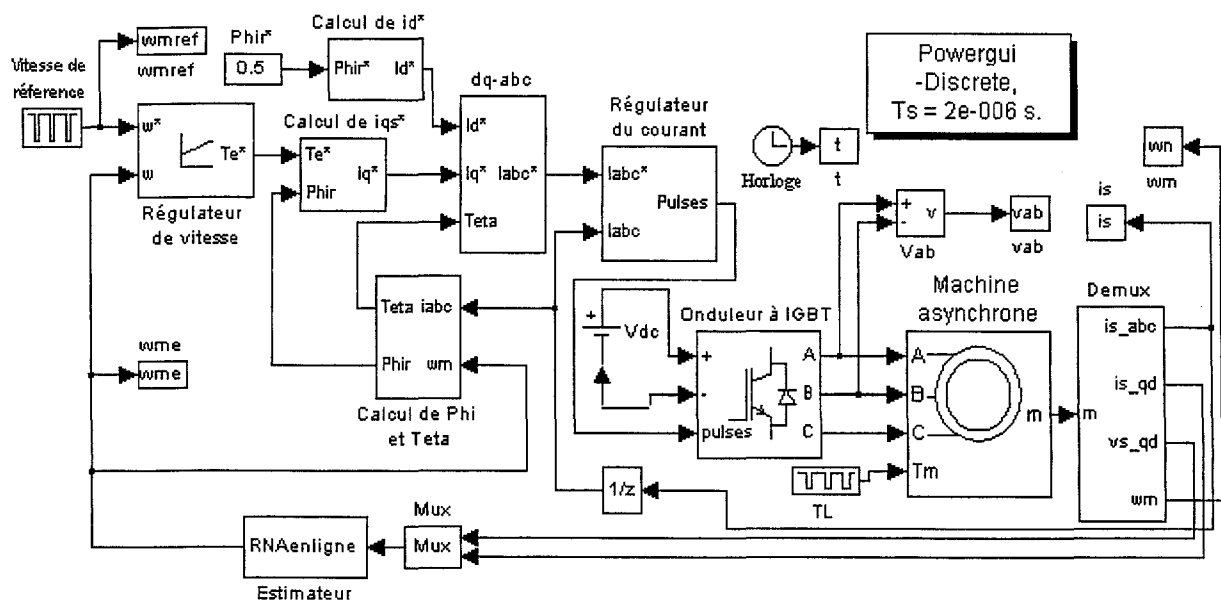


Figure 4.12 Commande vectorielle indirecte avec estimateur à réseau de neurones en ligne

La figure 4.13 représente la réponse en vitesse de la commande en boucle fermée et l'erreur observation. On note que l'erreur d'observation est plus importante au démarrage et lors du changement de sens de rotation. Cependant, l'estimateur converge rapidement. La figure 4.13 montre également le comportement de l'ensemble pour une variation de +60% de la résistance

statorique. On constate que le système devient un peu lent, mais le comportement de l'estimateur reste bon même à basse vitesse et il ne diverge pas.

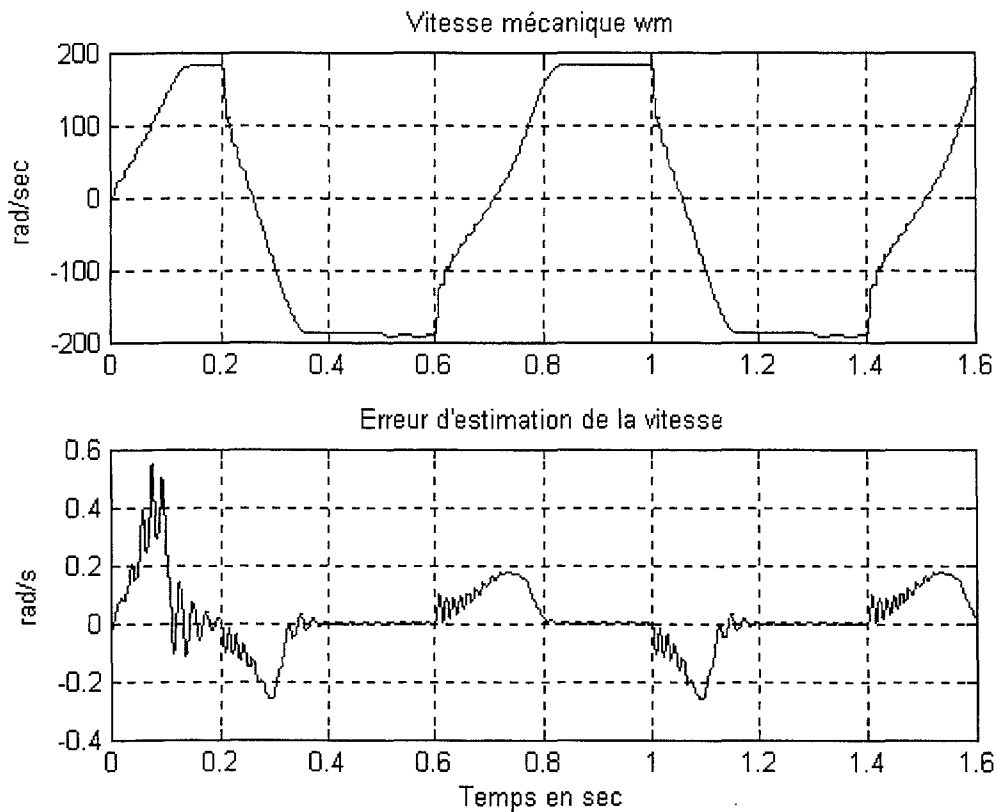


Figure 4.13 Réponse en vitesse pour l'estimateur à apprentissage en ligne avec une variation de 60% de résistance statorique.

La méthode qu'on vient de présenter possède plusieurs avantages :

- le modèle de référence est robuste face aux variations des résistances de la machine ;
- la structure du réseau de neurones est simple ;
- l'apprentissage se fait en ligne ;
- l'amélioration de la précision de l'estimation aux basses vitesses.

Son grand inconvénient est que son modèle ajustable est affecté légèrement par les constantes de temps statorique et rotorique.



#### 4.4.2.3 Analyse comparative avec d'autres algorithmes

L'approche d'estimation proposée dans cette section est originale. Elle se base sur la même idée que celle présentée dans la référence [37], mais elle utilise des modèles de référence différents. Dans les deux approches l'apprentissage se fait en ligne. Le modèle de référence de la méthode est indépendant de la résistance statorique. La méthode proposée est plus robuste face aux variations des résistances de la machine et la précision de l'estimation aux basses vitesses est meilleure.

Les résultats de simulation valident le réseau développé. Ils montrent la capacité du réseau de neurones à estimer la vitesse de rotation mécanique en régime permanent avec des erreurs d'initialisation, ainsi qu'en régime dynamique par un choix adapté en ligne des poids du réseau.

La description des contraintes liées à l'implantation expérimentale pour valider les algorithmes d'estimation proposées dans cette thèse est présenté à l'annexe D.

## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, on a montré la capacité des réseaux de neurones bouclés et non bouclés pour l'estimation de la vitesse de rotation par rapport aux estimateurs classiques basés sur un modèle dynamique des machines. En résumé, voici les avantages et inconvénients des estimateurs basés sur les réseaux de neurones :

Avantages :

- Un réseau de neurones bouclé ayant une architecture adéquate et bien entraîné assure un écart nul entre la vitesse de référence et la vitesse mécanique réelle lors des régimes permanents et des régimes transitoires. Ce dernier point est, en effet, quasiment "impossible" à obtenir avec un estimateur d'état basé uniquement sur le modèle et les paramètres physiques de la machine
- Une indépendance vis-à-vis des paramètres électriques et magnétiques à condition de bien enrichir la base d'apprentissage, de sélectionner la bonne topologie et de choisir l'algorithme d'entraînement approprié.

- Ces estimateurs nécessitent un nombre assez réduit d'opérations arithmétiques afin d'envisager leur implantation sur des processeurs de moyenne performance ou comme tâches supplémentaires pour accroître les performances des variateurs de vitesse.

Inconvénients :

- La détermination de l'architecture du réseau se fait par essai et erreur ce qui rend la technique d'estimation ardue et longue.
- L'importance d'avoir une banque d'apprentissage très riche et assez représentative.

## CONCLUSION GÉNÉRALE

La tendance actuelle dans le domaine des entraînements à vitesse variable vise à restreindre le nombre de capteurs de mesure dans les variateurs électroniques. En vu d'augmenter la fiabilité de ces derniers et de réduire les coûts associés, on remplace les capteurs par des estimateurs simples robustes et peu coûteux.

Le travail présenté dans cette thèse concerne le domaine de la commande sans capteurs de la machine asynchrone à cage d'écureuil et porte essentiellement sur l'estimation de la vitesse par réseaux de neurones statiques et dynamiques.

Les chapitres 1 et 3 ont permis de soulever la problématique des méthodes d'estimation de la vitesse de la machine asynchrone basées sur des modèles mathématiques. Ces derniers dépendent des paramètres électriques et mécaniques de la machine qui varient avec la température, le niveau de saturation et le point d'opération. Cette dépendance rend l'estimation peu robuste et engendre des oscillations en régime transitoire et des erreurs d'estimation en régime permanent. Pour remédier à ces problèmes, on a opté pour l'estimation de la vitesse par réseaux de neurones.

Bien que les estimateurs à base de réseaux de neurones sont des approximateurs parcimonieux, ils souffrent de plusieurs handicaps : le manque de procédures dans le choix de la topologie du réseau et les algorithmes d'apprentissage et le besoin d'une base de données enrichies.

Dans le chapitre 2, on a développé différents modèles d'état de la machine asynchrone alimentée en courant ou en tension. De plus, on a élaboré et simulé deux stratégies de commandes : la commande vectorielle directe et la commande vectorielle indirecte. On a constaté que la commande indirecte exige la mesure ou l'estimation du flux et de la vitesse alors que sa robustesse est affectée par la constante de temps rotorique. En plus d'exiger la mesure de la vitesse et de l'angle d'orientation, la méthode directe est affectée par les mêmes contraintes que la méthode indirecte.

Dans le chapitre 4, qui constitue le cœur de notre travail de recherche, on a élaboré des modèles discrets pour deux familles de réseaux de neurones. La première famille concerne les réseaux de neurones bouclés et non bouclés à apprentissage en temps différé et basées sur les courants, les tensions et les puissances (active et réactive). On a montré qu'enrichissant la base d'apprentissage par les puissances actives et réactives, on a réussi à surmonter le problème des minimums locaux, de réduire le temps d'entraînement des réseaux et de faciliter le choix des meilleures structures adaptées à l'estimation de la vitesse. On a montré également que les réseaux ayant une seule couche cachée ne conviennent pas à l'estimation de la vitesse lorsque la machine est alimentée par un onduleur où l'utilisation d'un filtre est plus que nécessaire. D'autre part, les réseaux ayant plus qu'une couche cachée peuvent remédier au problème à condition que le réseau soit enrichi et possède un nombre de neurones suffisant. On a constaté aussi que la considération de la puissance réactive a permis, dans la majorité des cas, de réduire le temps de convergence de l'estimateur et d'augmenter la robustesse du réseau et la précision de l'estimation aussi bien qu'en régime transitoire qu'en régime permanent.

La deuxième famille concerne les réseaux de neurones qui font appel à l'apprentissage en ligne. Il s'agit des réseaux de neurones basés sur le concept des systèmes avec un modèle de référence. Ces réseaux se distinguent par une architecture simple et donnent, généralement, des résultats assez précis et peu sensibles aux variations paramétriques mais exigent un mécanisme d'adaptation relativement complexe.

À la fin, on aimerait faire quelques recommandations quant à la suite de ce travail.

- L'enrichissement de la base d'apprentissage des réseaux de neurones par les puissances active et réactive présente suffisamment d'intérêt pour que leur application soit généralisée pour la commande d'autres machines électriques ou bien dans les compensateurs statiques etc.
- La méthode d'estimation peut-être généralisée pour reconstruire d'autres variables d'état tels que les flux, le couple et même l'identification des paramètres pour réaliser des commandes adaptatives.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] W. Leonard, "Control of Electrical Drives", Springer-Verlag, Berlin, 1985
- [2] B. K. Bose, "Modern Power Electronics and AC Drives", Prentice Hall. Upper Saddle River, NJ, 2001.
- [3] P. Vas, "Vector Control of AC Machines", Oxford University Press Inc., New York, 1990.
- [4] I. Boldea et S. A. Nusar, "Vector Control of AC Drives ", CRC Press, Boca, FL, 1997.
- [5] G. Grillet et G. Clerc, "Actionneurs Électriques : Principes, Modèles et Commande", Editions Eyrolles ,1996.
- [6] K. Rajashekara, A.Kawamura et K. Matsuse", "Sensorless Control of AC Motors Drives, Speed and Position Sensorless Operation", IEEE Press New York, 1996
- [7] P. Vas, "Parameter Estimation, condition, Monitoring, Diagnosis of Electrical Machines", Oxford University Press Inc., New York, 1993.
- [8] P. Vas, "Artificial-Intelligence-Based Electrical Machines and Drives", Oxford University Press Inc., New York, 1999.
- [9] C. Ilas. A. Bettini, L. Feraris. G. Griva, et E. Profumo, "Comparison of Different Schemes Without Shaft Sensors for Field Oriented Control Drives", IEEE IECON, pp. 1579 1588, 1994.
- [10] J. Holtz, "Speed estimation et Sensorless control of AC Drives", IEEE IECON, pp. 649- 654, 1993.
- [11] M.Beck et D. Nauman, "A New Method for the Calculation of the Slip frequency for a Sensorless Speed Control of a Squirrel cage Induction Motor", IEEE Power Specialists Conference, pp. 678-683, 1985.
- [12] H.Nakano, I.Takahashi, "Sensorless Field Oriented Control of an Induction Motor Using an Instantaneous Slip frequency Estimation Method", IEEE Power Specialists Conference, pp. 847-854, 1988.

- [13] K. Kahashi et T Noguchi, "A New Quick Response and High Efficiency Control Strategy of an Induction Motor", IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, pp, 496-502. 1985,
- [14] U. Baader, M. Depenbrock et G Gierse, "Direct Self Control (DSC) of Inverted Fed Induction Machine: A Basis for Speed Control Without Speed Measurement" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol 28, No. 3, pp 581-588, Mai/Juin 1992.
- [15] R. Joetten et G Maeder, "Control Methods for Good Dynamic Performance Induction Motor Drives Based on Current and Voltage as Measured Quantities", IEEE Transactions on Industry Applications. vol IA- 19. pp.3 56 363, Mai/Juin 1983.
- [16] M. Ishida et K. Lwala, "A New Slip Frequency Detector of Induction Motor Utilizing Rotor Slot Harmonics", IEEE Transactions on Industry Applications. Vol. IA 20, No. 3, pp. 575-581, Mai/Juin 1984.
- [17] A. Faisait. K. J. Bradley, et G. M. Asher, "Sensorless Speed et Detection of Inverter Fed Induction Motor Using Rotor Slot Harmonics and Fast Fourier Transform", IEEE Power Electronics Specialists Conference, pp 279-286, 1995.
- [18] F. Profumo, C. Griva, M, Pastorelli. et al., "Universal Field Oriented Controller With Indirect Speed Sensing Based on the Saturation Third Harmonic Voltage", IEEE Power Electronics Specialists Conference, pp. 948-954.
- [19] F. Promfumo, G. Griva. M. Pastorelli, et al.. "Universal Field Oriented Controller based on Air Gap Flux Sensing via third Harmonic Stator Voltage", IEEE Transactions on Industry Applications. Vol. 3.2, pp 448-452
- [20] S. Tamai. H. Sugimoto. et al., "Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor With Model Reference Adaptive System", IEEE Industrial Applications Society, pp 189-195, 1987.
- [21] I. Miyashita et Y. Ohmeri, "A New Speed Observer for an Induction Motor Using the Speed Estimation Technique", European Power Electronics Conference. pp. 349-353, 1993.

- [22] R. M. Cuzner. R, D Lorenz. et D W Novotny, 'Application of nonlinear Observers for Rotor Position Detection on an Induction Motor Using Machine Voltages et Currents", IEEE Industry Applications Society, pp, 416-421, 1990,
- [23] L. Huang, Y. Tadakoro, et K. Matsuse, "Deadbeat Flux Level Control of Direct Field Oriented High Horsepower Motor Using Adaptive Rotor Flux Observer", IEEE Transactions on Industry Applications. Vol, 30, pp. 954-962, Juillet/Août 1994.
- [24] Y. Hori et T. Umeno, "Flux Observer Based Field Orientation Control for High Performance Torque Control", Proceedings of IPEC, Tokyo, pp.1219-1226, 1990.
- [25] H.Tajima et Y. Hori, "Speed Sensorless Field Orientation Control of the Induction Machine", IEEE Transactions on Industry Applications,, Vol 29, No. 1, pp, 175-180. Janvier/février 1993.
- [26] S. Doki, S, Sangwongwanich, et al., "Implementation of Speed-Sensorless Field-Oriented Vector Control Using Adaptive Sliding Observer", IEEE IECON, pp 453-458, 1992.
- [27] P L, Jansen et R. D. Lorenz, "Accuracy Limitations of Velocity et Flux Estimation in Direct Field Oriented Induction Machines." EPE. Brighton. pp.312-318,1993.
- [28] P. L. Jansen, C.O. Thompson. et al., "Observer-Based Direct Field Orientation: For Both Zero et Very High Speed Operation", IEEE PCC, Yokoyohama, 1993.
- [29] P. L. Jansen. R. D.Lorenz, et al. "Observer Based Direct Field Orientation Analysis et Comparison of Alternative Method", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 30, No 4, pp. 945-953. Juillet/Août 1994.
- [30] G. Henneberger, B. J. Bensbach. et al., "Field-Oriented Control of Synchronous et Asynchronous Drives Without Mechanical Sensor Using a Kalman Filter", EPE. Firenze. pp. 3.664- 3.671, 1991.
- [31] I RI Kim, S.K. Sul. et M. H.Park, "Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor Using an Extended Kalman Filter", IEEE Transactions on Industry Applications. Vol. 30. No. 5, pp. 1225-1233. Septembre/ Octobre, 1994.

- [32] R. Krishnan et A. S. Bharadwaj, "A Review of Parameter Sensitivity et Adaptation in Indirect Vector Controlled Induction Motor Drive Systems", IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 6. No, 4. pp, 695-703, October 1991.
- [33] T. K. Lee, S. B, Cho, et D. Hyun, "Sensorless Vector Control of In induction Motor Compensating the Variation of Rotor Resistance", IEEE IECON. pp. 72-76, 1992.
- [34] J.F Jodin, "Les Réseaux de Neurones : Principes et Définitions", Edition Hermes, 1994.
- [35] J.F Jodin, "Les Réseaux de Neuromimétiques : Modèle et Applications", Edition Hermes, 1994.
- [36] P.K Simpson, "Foundations of Neural Networks", Neural Networks, Theory, Technology et applications, IEEE Press, 1996, pp 1-22. Technology et applications, IEEE Press, 1996, pp 167-172.
- [37] L.B Brahim et R. Kurosawa, "Identification of Induction Motor Speed Using Neural Networks", IEEE PCC, Yokohama, pp. 689-694, 1993.
- [38] P. Mehrotro, J.E Quaicoe et R. Venkatesan , " Development of an Artificial Neural Network Based Induction Motor Speed Estimator", Power Electronics Specialists Conference PESC 1996, pp 682-688.
- [39] A. S. Kulkarni et M.A. El-Sharkawi, "Speed Estimator for Induction Motor Drives Using an Artificial Neural Network ", IEEE PESC, MD2-2. - MD2-2.3, 1998.
- [40] H.Y Yang, K. Huang, C. Huang, "-An Artificial Neural Network Based Identification and Control Approach for the Field-Oriented Induction Motor", Electric Power System Research, 1994, pp35-45.
- [41] J. Jelonkiewicz, S.Linnman, "Induction Motor Neural Estimator in High Efficient Wheelchair Drive", EPE 1997, pp 4.665-4.669.
- [42] G. Simoes et B. K. Bose. "Neural network Based Estimation of Feedback Signals for a Vector Controlled Induction Motor Drive ", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 31, No.3.pp. 620-629. Mai/Juin 1995.



- [43] K. Bose, et N.R. Patel, "A Sensorless Stator Flux Oriented Vector Controlled Induction Motor Drive With Neuro-Fuzzy Based Performance Enhancement", IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, Octobre 1997, pp 579-586.
- [45] P. Vas, W. Drury et A. F. Stronach , "Present and Future of Drives, Sensorless and Artificial Intelligence Applications", pp. 4.573-4.578, EPE 97.
- [46] Q. Song, "Robust Training Algorithm of Multilayered Neural Networks for Identification of Nonlinear Dynamic Systems", IEEE Proc.-Control Theory Appl., Vol. 145, No. 1, pp. 41-46, Janvier 1998.
- [47] Ghouili Jamel et Chérity Ahmed, "Comparaison des Observateurs Non linéaires et de Réseaux de Neurones Dynamiques pour l'Estimation Robuste de vitesse d'une Machine Asynchrone ", Congrès canadien de Génie Électrique et Informatique du Canada, 2000. Halifax
- [48] Ghouili Jamel et Chérity Ahmed, "Induction Motor Neural Stator flux Estimation Using active and Reactive Power for Direct Torque Control", 30th Annual IEEE Power Electronic Specialists Conference 1999, SanDieago, Californie , pp 501-505.
- [49] Ghouili Jamel et Chérity Ahmed, "Estimation robuste de vitesse d'une machine asynchrone à l'aide de réseaux de neurones dynamiques", Congrès canadien de Génie Électrique et Informatique du Canada, Edmonton 1999.
- [50] M.T Wishart et R.G. Harley, "Identification and Control of Induction Machines Using Artificiel Neural Networks", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 31, No.3, pp. 613-619, Mai/Juin 1995.
- [51] Ghouili Jamel et Chérity Ahmed "Speed Control of a Induction Motor Based on Dynamic Neural Network Observer", Congrès canadien de Génie Électrique et Informatique du Canada, Niagara Falls, Ontario 2004.
- [52] Darpa, "Neural Network Study", Lexington, MA: M.I.T, Lincoln Laboratory, 1988.
- [53] MathWorks, Inc, "Neural Network Toolbox Users' Guide for Use with Matlab", version 4, 2002.

- [54] H. Tajima, Y. Matsuto, et al., "Speed Sensorless vector control Method an Industrial Drive System", Proceedings of International Power Electronics Conference, Yokohama, pp. 1034-1039, IW5.
- [55] B. K. Bose, M.G. Simoes, et al., "Speed Sensorless Hybrid Vector Control Induction Motor Drive," IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, pp. 137-143, 1995.
- [56] I. R. Peterson et D. W. J. Pulle, "Robust Kalman filtering in Direct Torque Control", EPE 1997, pp. 4.585-4.590.
- [57] I. Miyashita and Y. Ohmeri, "A New Speed Observer for an Induction Motor Using the Speed Estimation Technique", European Power Electronics Conference. pp. 349-353, 1993.
- [58] H. Kubota, K. Matsuse, et T. Nakano, "DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 29, No 2, pp. 344-348, Mars/Avril, 1993.
- [59] S. Sangwongwanich, T. Yonemoto, et al., "Design of Sliding Observer for Robust Estimation of Rotor Flux of Induction Motors", Proceedings of IPEC, Tokyo. pp. 1235-1242, 1990.
- [60] S. Sangwongwanich, T. Yonemoto, et S Okuma, "Time Domain Characteristics Sliding Observer for flux Estimation of Induction Motor and Implementation", IEEE Power Electronics Specialists Conference, pp. 591-595, 1991.
- [61] S. Doki, S. Sangwongwanich, et al., "Implementation of Speed-Sensorless Field-Oriented Vector Control Using Adaptive Sliding Observer", IEEE IECON, pp. 453-458, 1992.
- [62] L. Ben-Brahim et A. Kawamura, "A Fully Digitized Field Oriented Controlled Induction Motor Drive Using Flux Observer With and Without Speed Sensors-600 Hz Switching Frequency Case", IEEE IECON, pp. 633-638, 1991.
- [63] L. Ben-Brahim et A. Kawamura, "A Fully Digitized Field Oriented Controlled induction Motor Drive Using Only Current Sensors", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. IE 39, No, 3, pp. 241-249, Juin 1992.

- [64] C. Schauder, "Adaptive Speed Identification for Vector Control of Induction Motors Without Rotational Transducers", *IEEE Transactions on Industry Applications*, pp 1054-1061, Septembre/Octobre 1992.
- [65] F. Z. Peng , "Robust Speed Identification for speed Sensorless Vector Control of Induction Motor ", *IEEE Transactions on Industry Applications*. Vol. 30, No 5, pp. 1234-1240), Septembre/Octobre 1994.
- [65] F. Z. Peng, T. Fukao, and J. S. Lai, "Low-Speed Performance of Robust Speed Identification Using Instantaneous Reactive Power for Sensorless Vector Control of Induction Motors", *IEEE Transactions on Industry Applications*, pp, 509-514, 1994.
- [66] S. Tamai. H. Sugimoto. et al."Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor With Model Reference Adaptive System ", *IEEE Industrial Applications Society*, pp 189-195, 1987.
- [67] H. Kubota et K. Matsuse, "Speed Sensorless Field-oriented Control of Induction Motor with Rotor Resistance Adaptation", *IEEE Transactions on Industry Applications*. Vol., 30, No 5. pp. 1219-1224, Octobre 1994.
- [68] T. K. Lee, S. B. Cho, et D. Hyun, "Sensorless Vector Control of In induction Motor Compensating the Variation of Rotor Resistance," *IEEE IECON*. pp. 72-76, 1992.
- [69] T. Kanmachi et I.Takahashi, "Sensorless Speed Control of an Induction Motor with No Influence of Secondary Resistance Variation", *IEEE Industrial Applications Society Annual Meeting*, pp. 408-413, 1993.
- [70] Robert S. Scalero et Nazif Tepedelenlioglu, "A Fast New Algorithm for Training Feedforward Neural Networks", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 40, No. 1, pp. 202-210, Janvier 1992.
- [71] K. L. Shi, T. F. Chan, Y. K. Wong et S. L. Ho, "Direct Self Control of Induction Motor Based on Neural Network", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 37, No. 5, pp. 1290-1298, Septembre/Octobre 2001.
- [72] Seong-Hwan Kim, Tae-Sik Park, Ji-Yoon Yoo et Gwi-Tae Park "Speed-Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Neural Network Speed

Estimation", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 48, N° 3, pp. 609-614, Juin 2001.

- [73] Amuliu Bogdan Proca, Ali Keyhani et John M. Miller "Sensorless Sliding-Mode Control of Induction Motors Using Operating Condition Dependent Models." IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 18, No 2, pp. 205-212, Juin 2003.
- [74] M. Hilairet "Application des Outils du Traitement de Signal à la commande des Machines Tournantes", Thèse de Doctorat de l'Université de Nantes, 9 Novembre 2001.

## ANNEXE A

### OBSERVABILITÉ DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASÉE À CAGE D'ÉCUREUIL

#### A.1 Introduction

L'observabilité caractérise la propriété de pouvoir récupérer à partir d'une combinaison de mesures et de leurs dérivées toutes les grandeurs d'un système dynamique. Dans le cas d'un système linéaire, l'observabilité est simple à vérifier et les techniques relatives sont bien maîtrisées. Par contre, pour les systèmes non linéaires, la notion d'observabilité complète n'existe pas mathématiquement. Mais, l'observation peut être globale, locale ou stationnaire [74]. Notre objectif est d'étudier l'observabilité de la machine asynchrone à cage d'écureuil afin de définir le nombre minimal de sorties mesurables aussi bien en régime permanent qu'en basse vitesse.

#### A.2 Quelques définitions géométriques de l'observabilité

Considérons le système dynamique continu non-linéaire défini par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) & , x(t_0) = x_0 \\ y = h(x(t)) \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

où  $x \in \mathfrak{R}^n$ ,  $u \in \mathfrak{R}^m$ ,  $y \in \mathfrak{R}^p$  représentent respectivement l'état interne du système, l'entrée (le vecteur de commande) et la sortie du système. Les fonctions  $f$  et  $h$  sont des fonctions suffisamment lisses.

Les méthodes d'étude d'observation des systèmes non-linéaires se divisent grossièrement en deux grandes classes : méthodes de Lyapunov et celles de linéarisation. L'application des méthodes de Lyapunov s'avère souffrir d'un problème complexe notamment du fait que l'état du système apparaît dans la dynamique d'erreur. La méthode de linéarisation présente une extension de l'idée de Luenberger. Cette méthode est basée sur la notion d'équivalence à une équation d'erreur linéaire. Plusieurs auteurs [75] ont établi des critères similaires à ceux des systèmes linéaires. C'est une façon

simple de tester l'observabilité locale d'un système non-linéaire. Elle semble donner des résultats satisfaisants dans le cas d'une machine asynchrone.

Dans le cas des systèmes non linéaires, on peut distinguer au moins quatre types d'observabilité géométrique [76] :

- système localement observable;
- système localement faiblement observable ;
- système observable ;
- système faiblement observable.

Ces définitions sont liées entre elles par les relations suivantes :

$$\begin{array}{ccc}
 \text{*système localement observable*} & \Rightarrow & \text{*système observable*} \\
 \Downarrow & & \Downarrow \\
 \text{*système localement faiblement observable*} & \Rightarrow & \text{*système faiblement observable*}
 \end{array}$$

Cela signifie que l'étude de l'observabilité locale d'un système non linéaire permet de déterminer son observabilité globale.

On peut utiliser plusieurs critères pour tester l'observabilité locale d'un système non linéaire. Le plus simple et le plus direct est le critère du rang en comportement non-linéaire. C'est une approche analogue à celui des systèmes linéaires.

### A.3 Principe

L'analyse de l'observabilité des systèmes non linéaires consiste à dériver suffisamment de fois la fonction de sortie (vecteurs de sortie). C'est un principe qui ressemble beaucoup à celui utilisé dans les systèmes linéaires. Il présente un indicateur sur la possibilité d'exprimer les variables d'état en fonction des mesures, des sorties et de leurs dérivées. Dans le cas de la machine asynchrone, les mesures sont, en général, les courants statoriques alors que les entrées sont les tensions statoriques.

Pour les systèmes non-linéaires, l'observabilité est souvent réduite à un sous-domaine de  $\mathcal{R}^n$  où  $n$  correspond à la dimension du vecteur d'état, qu'il est nécessaire de connaître afin d'éviter des modes de fonctionnement dangereux ou non-permis.

#### A.4 Théorème : Critère du rang en non-linéaire

Une condition suffisante pour que le système non-linéaire (A.1) soit localement faiblement observable est que le rang de la matrice d'observabilité  $O$  de dimensions  $+\infty \times n$  définie par :

$$O = \begin{pmatrix} y \\ \dot{y} \\ \ddot{y} \\ \vdots \\ y^{(n-1)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h(x, u) \\ \frac{dh(x, u)}{dt} = \frac{\partial h(x, u)}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial h(x, u)}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial t} \\ \frac{d^2 h(x, u)}{dt^2} \\ \vdots \\ \frac{d^{n-1} h(x, u)}{dt^{n-1}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_f^0 h(x, u) \\ L_f^1 h(x, u) \\ L_f^2 h(x, u) \\ \vdots \\ L_f^{n-1} h(x, u) \end{pmatrix} \quad (A.2)$$

soit égal à la dimension  $n$  de l'état ;  $L_f$  étant un opérateur différentiel et  $L_f^i h(x)$  la dérivée de Lie d'ordre  $i$  de  $h$  le long de la courbe d'intégrale  $f$ . Cet opérateur différentiel est défini comme suit :

$$L_f^i h(x, u) = \frac{\partial h(x, u)}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial h(x, u)}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial t} \quad (A.3)$$

Un système non-linéaire est globalement observable si l'application de l'observabilité (A.2) peut être résolue en fonction de  $x$  dans tout le domaine de définition. Mais l'inversion d'un système d'équation non linéaire est presque impossible. Les conditions d'inobservabilité sont donc difficilement réalisables analytiquement. Par conséquent, l'étude de l'observabilité d'un système non linéaire est souvent réduite à un sous-domaine de  $\mathcal{R}^n$  en utilisant la notion d'observabilité locale. Une condition nécessaire et suffisante pour l'observabilité locale est la régularité de la matrice jacobienne  $J$  c'est-à-dire :

$$\text{rang} \left( \frac{\partial O}{\partial x} \right)_{x=x_0} = n \quad \forall u \in \mathcal{R}^m \quad \Leftrightarrow \quad \text{système non linéaire localement observable}$$

## A.5 Étude de l'observabilité d'une machine asynchrone

La machine asynchrone est un système non linéaire multivariable, et donc on peut utiliser l'analyse d'observabilité locale pour vérifier la sienne. Tel que mentionné, l'observabilité locale est relativement plus simple par rapport à l'observabilité globale. En plus, elle peut être appliquée à tous les modèles d'état élaborés dans le chapitre 2. Toutefois, on limite l'étude aux modèles les plus utilisés dans la commande vectorielle, dans la commande directe de couple et dans la commande adaptative. Plus précisément, on étudie le modèle composé des courants statoriques, des flux rotoriques et de la vitesse  $[i_{ds}, i_{qs}, \Psi_{dr}, \Psi_{qr}, \omega_m]$  et le modèle composé des courants statoriques, des flux statoriques et de la vitesse mécanique  $[i_{ds}, i_{qs}, \Psi_{ds}, \Psi_{qs}, \omega_m]$ .

Dans la commande sans capteur de vitesse, l'analyse d'observabilité comporte généralement deux vecteurs de sortie : le modèle composé des courants statoriques, des flux statorique ou rotoriques et de la vitesse de rotation. Elle nécessite donc au moins un deuxième ordre pour l'opérateur différentiel  $N_f$ .

### A.5.1 Observabilité pour le modèle d'état composé de $[i_{ds}, i_{qs}, \Psi_{dr}, \Psi_{qr}]$ à vitesse de rotation constante

Dans un premier cas, on suppose que la vitesse de rotation demeure constante. Dans un repère stationnaire lié au champ tournant, le modèle d'état est donné par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \\ 0 & -\frac{1}{\sigma\tau_s} - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & \omega_r & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix}$$

$$\frac{d\omega_r}{dt} = 0 \tag{A.4}$$

où  $i_{ds}, i_{qs}$  représentent les courants statoriques,  $\Psi_{dr}, \Psi_{qr}$  les flux rotoriques et  $\omega_r$  la vitesse angulaire du champ rotorique.



L'espace d'observabilité est géré par les sorties (courants  $i_{ds}$ ,  $i_{qs}$ ) et leurs dérivées respectives. On cherche à extraire cinq vecteurs linéairement indépendants de cet espace. La vérification de l'observabilité est obtenue à partir du calcul du déterminant de la matrice d'observabilité associée. L'observabilité obtenue ainsi est seulement locale. L'analyse conduit à deux matrices d'observation  $O_1$  et  $O_2$  données comme suit :

$$O_1 = \begin{bmatrix} y_1 \\ \dot{y}_1 \\ \ddot{y}_1 \\ y_2 \\ \dot{y}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ L_f i_{ds} \\ L_f^2 i_{ds} \\ i_{qs} \\ L_f i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ \frac{di_{ds}}{dt} \\ \frac{di_{ds}^2}{dt^2} \\ i_{qs} \\ \frac{di_{qs}}{dt} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad O_2 = \begin{bmatrix} y_1 \\ \dot{y}_1 \\ y_2 \\ \dot{y}_2 \\ \ddot{y}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ L_f i_{ds} \\ i_{qs} \\ L_f i_{qs} \\ L_f^2 i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ \frac{di_{ds}}{dt} \\ i_{qs} \\ \frac{di_{qs}}{dt} \\ \frac{di_{qs}^2}{dt^2} \end{bmatrix} \quad (A.5)$$

Après arrangement des termes et la dérivation des courants  $i_{ds}$  et  $i_{qs}$ , on aboutit aux expressions A.6 et A.7.

$$O_1 = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} \Psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \Psi_{qr} + \frac{v_{ds}}{\sigma L_s} \\ \left(\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)^2 - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r^2}\right)i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} \omega_r i_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \left(\frac{1}{\sigma\tau_s \tau_r} + \frac{1}{\sigma\tau_r^2} + \omega_r^2\right) \Psi_{dr} \\ \frac{1-\sigma}{\sigma M} \left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma\tau_r}\right) \omega_r \Psi_{qr} - \frac{1}{\sigma L_s} \left(\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right) \dot{v}_{ds} - v_{ds}\right) \\ i_{qs} \\ -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)i_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \Psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M \tau_r} \Psi_{qr} + \frac{v_{qs}}{\sigma L_s} \end{bmatrix} \quad (A.6)$$

$$O_2 = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma M\tau_r}\Psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r\Psi_{qr} + \frac{v_{ds}}{\sigma L_s} \\ i_{qs} \\ -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)i_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r\Psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M\tau_r}\Psi_{qr} + \frac{v_{qs}}{\sigma L_s} \\ -\frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\omega_r i_{ds} + \left(\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)^2 - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r^2}\right)i_{qs} + \frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma\tau_r}\right)\omega_r\Psi_{dr} \\ \frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s\tau_r} + \frac{1}{\sigma\tau_r^2} + \omega_r^2\right)\Psi_{qr} - \frac{1}{\sigma L_s}\left(\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)\dot{v}_{qs} - v_{qs}\right) \end{bmatrix} \quad (A.7)$$

Les matrices jacobiennes correspondantes sont données par :

$$J_1 = \frac{\partial Q_1}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right) & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma M\tau_r} & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\Psi_{qr} \\ \left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)^2 - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r^2} & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\omega_r & -\frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s\tau_r} + \frac{1}{\sigma\tau_r^2} + \omega_r^2\right) & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma\tau_r}\right)\omega_r & -2\frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r\Psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma\tau_r}\right)\Psi_{qr} \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right) & \frac{1-\sigma}{\sigma M\tau_r} & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\Psi_{dr} \end{bmatrix} \quad (A.8)$$

$$J_2 = \frac{\partial Q_2}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right) & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma M\tau_r} & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\Psi_{qr} \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right) & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma\tau_r}\right)\Psi_{dr} \\ -\frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\omega_r & \left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r}\right)^2 - \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r^2} & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma\tau_r}\right)\omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s\tau_r} + \frac{1}{\sigma\tau_r^2} + \omega_r^2\right) & \frac{1-\sigma}{\sigma M}\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma\tau_r}\right)\Psi_{dr} + 2\frac{1-\sigma}{\sigma M}\omega_r\Psi_{qr} \end{bmatrix} \quad (A.9)$$

Les déterminants des matrices jacobiennes  $J_1$  et  $J_2$  sont :

$$\begin{cases} |J_1| = -\left(\frac{1-\sigma}{\sigma M}\right)^3 \left(\frac{M}{\tau_r}i_{ds} + \omega_r\Psi_{dr} + \frac{1}{\tau_r}\Psi_{qr}\right)\left(\frac{1}{\tau_r^2} + \omega_r^2\right) = -\left(\frac{1-\sigma}{\sigma M}\right)^3 \frac{d\Psi_{qr}}{dt}\left(\frac{1}{\tau_r^2} + \omega_r^2\right) \\ |J_2| = \left(\frac{1-\sigma}{\sigma M}\right)^3 \left(\frac{M}{\tau_r}i_{qs} - \frac{1}{\tau_r}\Psi_{dr} + \omega_r\Psi_{qr}\right)\left(\frac{1}{\tau_r^2} + \omega_r^2\right) = \left(\frac{1-\sigma}{\sigma M}\right)^3 \frac{d\Psi_{dr}}{dt}\left(\frac{1}{\tau_r^2} + \omega_r^2\right) \end{cases} \quad (A.10)$$

Il existe donc une singularité locale pour certains points de fonctionnement qui sont liés aux choix de la matrice d'observabilité effectuée. Néanmoins, quel que soit le choix, le point  $\frac{M}{\tau_r} i_{qs} + \omega_r \Psi_{dr} + \frac{1}{\tau_r} \Psi_{qr} = 0$ ,  $\frac{M}{\tau_r} i_{qs} - \frac{1}{\tau_r} \Psi_{dr} + \omega_r \Psi_{qr} = 0$  apparaît comme une singularité physique du système. Ces singularités correspondent à des points de fonctionnement où le flux rotorique est constant :  $\Psi_{dr} = \text{cte}$  ou  $\Psi_{qr} = \text{cte}$ .

Dans tous les autres cas, le modèle remplit les conditions d'observabilité locale. On remarque aussi que le rang des déterminants de  $J_1$  et  $J_2$  est indépendant de l'entrée. Il résulte alors que toute entrée rend le système localement observable sur un espace  $\mathfrak{S}\{(i_{ds}, i_{qs}, \Psi_{ds}, \Psi_{qs}, \omega_r) / \dot{\Psi}_{ds} = \dot{\Psi}_{qs} = 0\}$ .

On trouve ces conditions dans le cas de la commande vectorielle à flux rotorique orienté.

Dans cette stratégie de commande, on a la relation :

$$\omega_e = \frac{P}{2} \omega_r + \frac{M}{\tau_r} \frac{i_{qs}}{\Psi_{dr}} \quad (\text{A.11})$$

On exprime le couple électromagnétique par :

$$T_{em} = \frac{P}{2} \frac{M}{L_r} i_{qs} \Psi_{dr} \quad (\text{A.12})$$

On obtient ainsi :

$$\omega_e = \frac{P}{2} \omega_r + \frac{2R_r}{P} \frac{T_{em}}{\Psi_{dr}^2} \quad (\text{A.13})$$

Dans ce cas, les relations  $\dot{\Psi}_{ds} = \dot{\Psi}_{qs} = 0$  se traduisent par  $\omega_e = 0$ . Ceci signifie que le couple électromagnétique et la vitesse mécanique sont de signes opposés (fonctionnement en génératrice avec circulation de courant continu au stator).

Si  $\dot{\omega}_r = 0$  lors de transition, le modèle considéré est non-observable à faible vitesse. Pour éviter le fonctionnement dans cette zone critique, le variateur sans capteur mécanique

doit transiter rapidement vers une zone plus stable. Ainsi, l'observateur n'a pas le temps de diverger et l'ensemble reste stable en boucle fermée.

### A.5.2 Observabilité pour le modèle d'état composé de $[i_{ds}, i_{qs}, \Psi_{dr}, \Psi_{qr}, \omega_m]$

Dans ce cas, on suppose que la vitesse de rotation varie et le couple de charge reste sensiblement constant. Dans un repère stationnaire lié au champ tournant, le modèle d'état est donné par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma\tau_s} & -\frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\sigma\tau_s} & -\frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r} & -\frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r & \frac{1-\sigma}{\sigma\tau_r M} & 0 \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_r & 0 \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & \omega_r & -\frac{1}{\tau_r} & 0 & 0 \\ -\frac{P}{2J} \frac{M}{L_r} \Psi_{qr} & \frac{P}{2J} \frac{M}{L_r} \Psi_{dr} & 0 & 0 & 0 & \frac{\beta}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \\ \omega_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ T_{ch} \end{bmatrix} \quad (A.14)$$

On peut démontrer que ce modèle est localement observable si on a les conditions suivantes :

$$(\dot{\Psi}_{ds} \neq 0) \text{ ou } (\dot{\Psi}_{qs} \neq 0) \text{ ou } (\omega_r \neq 0)$$

Lorsque la vitesse mécanique est constante, la condition de rang n'est pas satisfaite si les composantes de flux sont constantes. L'observabilité du système n'est pas garantie à basse vitesse. Aux basses vitesses, le temps mort, la tension faible, la variation paramétrique affectent aussi bien la commande de la machine que son observation.

### A.5.3 Observabilité pour le modèle d'état composé de $[i_{ds}, i_{qs}, \Psi_{ds}, \Psi_{qs}, \omega_m]$

Dans ce cas, on suppose que la vitesse de rotation varie et le couple de charge reste sensiblement constant. Dans un repère stationnaire lié au champ tournant, le modèle d'état est donné par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) & -\omega_r & \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} & \frac{1}{\sigma L_s} \omega_r & 0 \\ \omega_r & -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) & -\frac{1}{\sigma L_s} \omega_r & \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} & 0 \\ -Rs & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -Rs & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{P}{2J} L_s M (1-\sigma) \Psi_{qs} & \frac{P}{2J} L_s M (1-\sigma) \Psi_{ds} & 0 & 0 & \frac{\beta}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Psi_{ds} \\ \Psi_{qs} \\ \omega_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ T_{ch} \end{bmatrix} \quad (\text{A.15})$$

On va se restreindre aux matrices d'observations dans les directions de  $i_{ds}$  et  $i_{qs}$  et leurs dérivées. Les deux matrices d'observabilité sont données par :

$$O_1 = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ \frac{di_{ds}}{dt} \\ \frac{di_{ds}^2}{dt^2} \\ i_{qs} \\ \frac{di_{qs}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) i_{ds} - \omega_r i_{qs} + \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} \Psi_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s} \omega_r \Psi_{qs} + \frac{v_{ds}}{\sigma L_s} \\ \left( \left( \frac{1}{\sigma \tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right)^2 - \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r^2} \right) i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \omega_r i_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \left( \frac{1}{\sigma \tau_s \tau_r} + \frac{1}{\sigma \tau_r^2} + \omega_r^2 \right) \Psi_{ds} \\ \frac{1-\sigma}{\sigma M} \left( \frac{1}{\sigma \tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma \tau_r} \right) \omega_r \Psi_{qs} - \frac{1}{\sigma L_s} \left( \left( \frac{1}{\sigma \tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) \dot{v}_{ds} - v_{ds} \right) \\ i_{qs} \\ \omega_r i_{ds} - \frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) i_{qs} + \frac{1}{\sigma L_s} \omega_r \Psi_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} \Psi_{qs} + \frac{v_{qs}}{\sigma L_s} \end{bmatrix} \quad (\text{A.16})$$

$$\mathbf{O}_2 = \begin{bmatrix} \frac{di_{ds}}{dt} \\ \frac{di_{qs}}{dt} \\ \frac{di_{qs}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) i_{ds} - \omega_r i_{qs} + \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} \Psi_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s} \omega_r \Psi_{qs} + \frac{v_{ds}}{\sigma L_s} \\ \left( \left( \frac{1}{\sigma \tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right)^2 - \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r^2} \right) i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \omega_r i_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \left( \frac{1}{\sigma \tau_s \tau_r} + \frac{1}{\sigma \tau_r^2} + \omega_r^2 \right) \Psi_{dr} \\ \frac{1-\sigma}{\sigma M} \left( \frac{1}{\sigma \tau_s} + \frac{1+\sigma}{\sigma \tau_r} \right) \omega_r \Psi_{qr} - \frac{1}{\sigma L_s} \left( \left( \frac{1}{\sigma \tau_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_r} \right) \dot{v}_{ds} - v_{ds} \right) \\ i_{qs} \\ \omega_r i_{ds} - \frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) i_{qs} + \frac{1}{\sigma L_s} \omega_r \Psi_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} \Psi_{qs} + \frac{v_{qs}}{\sigma L_s} \end{bmatrix} \quad (\text{A.13})$$

## ANNEXE B

### CAPTEURS DE VITESSE DE ROTATION D'UNE MACHINE ASYNCHRONE

Les capteurs de vitesse de rotation instantanée d'une machine asynchrone peuvent être regroupés en deux classes : les capteurs analogiques et les capteurs numériques. Ils sont devenus indissociables de ces machines pour réaliser des servomécanismes de hautes performances.

#### B.1 Capteurs analogiques

##### B.1.1 Génératrice tachymétrique à courant continu

La mesure de vitesse par une génératrice tachymétrique est une technique très ancienne, et on la trouve dans de nombreux systèmes. La génératrice tachymétrique est un actionneur électrique à courant continu à flux constant. Elle peut être à excitation séparée dont le courant inducteur est maintenu constant ou à aimants permanents. Elle permet de convertir la vitesse de rotation en un signal électrique analogique qui lui est proportionnel. Elle peut fonctionner à vide ou débiter sur une charge résistive. Sa robustesse physique et sa bonne tenue à la température en font une valeur sûre. Pourtant, la génératrice tachymétrique n'est pas sans défaut.

##### B.1.1.1 Constitution et principe de fonctionnement

Dans le cas d'une génératrice à aimants permanents, le champ excitateur est produit par les aimants permanents, ce qui assure un flux bien défini à travers le rotor, qui porte les enroulements de l'induit.

Notons :  $S$  la surface d'une spire,  $B$  l'induction,  $\Phi$  le flux à travers cette spire,  $\Phi_m = B.S$ ,  $\theta$  l'angle du plan de la spire par rapport à une position de référence. La vitesse angulaire  $\omega_r = \frac{d\theta}{dt}$  sera supposée constante.

On peut écrire :

$$\Phi(t) = \Phi_m \sin(\theta + \theta_0) = \Phi_m \sin(\omega_r t + \theta_0) \quad (\text{B.1})$$

$$\frac{d\Phi(t)}{dt} = \frac{\partial\Phi(t)}{\partial\theta} \frac{d\theta}{dt} = \omega_r \Phi_m \cos(\omega_r t + \theta_0) \quad (\text{B.2})$$

La force électromotrice  $e(t)$  aux bornes d'une spire est donc alternative; sa fréquence et son amplitude sont toutes deux proportionnelles à  $\omega_r$ .

Les spires étant réparties régulièrement sur la périphérie du rotor, elles constituent un système polyphasé de tensions. Pour obtenir un courant continu, on doit sélectionner les différentes spires de façon séquentielle. Un commutateur sélectionne la (ou les) spire(s) la mieux placée par rapport au champ permanent : un redressement polyphasé est donc réalisé. Cette commutation peut se faire électromécaniquement à l'aide d'un collecteur. Celui-ci comporte des lames connectées aux différents enroulements rotoriques, et alimentant un jeu de balais fixes. Le collecteur réalise trois fonctions :

- mesurer la position du rotor;
- commuter les tensions de l'induit tournant, pour assurer le redressement;
- transporter l'énergie du rotor vers le stator.

La force électromotrice résultante est continue, et directement proportionnelle à la vitesse de rotation du rotor (l'induit). Lorsque le flux magnétique est maintenu constant, la f.e.m est donnée par la relation bien connue

$$e_a = K\Phi\omega_m \quad (\text{B.3})$$

Le paramètre  $K$  est appelé "constante de force électromotrice". Il s'exprime en  $[V / \text{rad.s}^{-1}]$ .

Si la génératrice est connectée à une charge et débite un courant d'induit  $i_a$  qui provoque :

- une chute interne de tension  $R_a i_a$  ( $R_a$  la somme des résistances l'enroulement d'induit et des contacts balais-collecteur) ;
- une réaction d'induit qui diminue la f.e.m de la génératrice.

En négligeant l'effet démagnétisant de la réaction d'induit, la chute de tension aux bornes des balais, les pertes fer et l'effet pelliculaire et en supposant que le circuit magnétique est non saturé et que la machine est entièrement compensée, l'équation électrique aux bornes de l'induit est donnée par :

$$v_a = K\Phi\omega_m - R_a i_a - L_a \frac{di_a}{dt} = R i_a \quad (\text{B.4})$$



Où  $K$  une constante dépendant de la construction de la génératrice,  $\Phi$  le flux utile d'induction traversant l'enroulement d'induit,  $\omega_m$  vitesse de rotation,  $L_a$  l'inductance de l'enroulement d'induit et  $i_a$  le courant instantané parcourant l'induit.

Si  $R \gg R_a$ , la constante de temps  $\frac{L_a}{R}$  est très petite et on peut alors négliger le terme  $L_a \frac{di_a}{dt}$ .

On obtient ainsi :

$$v_a = \frac{K\Phi}{1 + \frac{R_a}{R}} \omega_m \quad (B.5)$$

D'après l'équation (B.5), si le flux  $\Phi$  et les résistances  $R$  et  $R_a$  demeurent constantes, alors la tension aux bornes de l'induit est proportionnelle à la vitesse. Si la chute de tension due à la réaction magnétique de l'induit  $\varepsilon_m$  est non négligeable, l'équation (B.5) devient :

$$v_a = \frac{K\Phi\omega_m - \varepsilon_m}{1 + \frac{R_a}{R}} \quad (B.6)$$

$\varepsilon_m$  peut être gardé constant par un entretien approprié des balais.

### Qualités de la génératrice tachymétrique

- La tension délivrée est proportionnelle à la vitesse angulaire
- Elle n'a pas besoin d'être alimentée
- Elle existe en de nombreuses gammes
- Elle est capable de délivrer une puissance faible, mais notable. Ceci lui permet d'intervenir directement comme grandeur de commande dans certains procédés.
- Elle résiste bien aux températures élevées ( $T > 250^\circ\text{C}$ ), aux vibrations et aux champs magnétiques.

### Défauts de la génératrice tachymétrique

- La tension délivrée est ondulée, ce qui limite la précision.
- Cette ondulation est lente à basse vitesse, ce qui complique le filtrage.

- Les balais sont un facteur d'usure, et interdisent l'emploi en atmosphère explosible.
- Les résistances  $R$  et  $R_a$  varient avec l'échauffement, et il sera assez difficile de maintenir la proportionnalité entre la tension aux bornes de la génératrice et la vitesse de rotation.
- La chute de tension interne et la réaction d'induit engendrent un seuil de fonctionnement ou zone morte qui en résulte une erreur de linéarité et une erreur de symétrie quand le sens de rotation s'inverse.
- Le filtrage du signal de vitesse par un filtre passe bas peut affecter les performances de la mesure. Il faut veiller à ne pas introduire un déphasage qui pourrait dégrader le temps de réponse ou perturber le fonctionnement d'une boucle d'asservissement.
- Le prix relativement élevé pour un modèle de milieu de gamme.

Pour éviter les problèmes liés aux commutateurs et aux balais, il est plus avantageux de remplacer la génératrice à courant continu par une génératrice à courant alternatif.

Les technologies modernes permettent la mesure de vitesse dans de meilleures conditions à moindre coût.

### B.1.2 Génératrice tachymétrique synchrone

C'est une machine synchrone qui fonctionne en alternateur et possède une ou plusieurs paires de pôles; elle délivre une f.e.m :

$$e = K\omega_m \sin \frac{2\omega_m t}{P} \quad (\text{B.7})$$

avec  $\omega_m$  vitesse de rotation,  $P$  nombre de pôles  $K$  coefficient caractéristique de la machine [ en  $V/(\text{rad.s}^{-1})$ ].

Pour obtenir la vitesse  $\omega_m$ , il est possible d'exploiter :

- la f.é.m par redressement et filtrage du signal ;
- l'information fréquence ;
- la sinusoïde fournie présente généralement un taux de distorsion très faible.

Cette méthode est intéressante car le signal est plus facilement transmissible sans erreur et elle est exploitable directement par comptage ou génération de fréquences pilotes. La fréquence est une fonction parfaitement linéaire et synchrone de la vitesse de rotation, alors que le signal

redressé peut présenter des écarts de linéarité et que le filtre peut introduire une constante de temps qui peut affecter les boucles de régulation.

Ces machines, sans bobinages tournants ni balais, sont recommandées pour l'emploi dans un environnement sévère.

### B.1.3 Génératrice tachymétrique asynchrone

Une génératrice tachymétrique asynchrone est construite comme un moteur asynchrone biphasé. Le stator comporte deux enroulements statiques décalés de  $\frac{\pi}{2}$  et disposés sur un circuit magnétique feuilleté. L'un est l'enroulement d'excitation ; il est alimenté par une source alternative sinusoïdale de pulsation  $\omega_s$  :

$$v_s = V_s \sin \omega_s t \quad (\text{B.8})$$

L'autre est un enroulement de mesure aux bornes duquel il apparaît un signal de la forme :

$$v_m = k\omega_m V_s \cos(\omega_s t + \varphi) \quad (\text{B.9})$$

Avec  $K$  une constante de la machine,  $\omega_m$  vitesse angulaire,  $\varphi$  déphasage qui est légèrement variable.

Le rotor est constitué par un cylindre mince en métal amagnétique.

L'intérêt principal de ce capteur réside dans la nature du signal de mesure dont l'amplitude ( $k\omega_m V_s$ ) est modulée par la grandeur à mesurer.

La précision n'est pas très grande à cause d'une tension résiduelle à vitesse nulle, de la variation du déphasage entre signal d'excitation et signal de mesure et d'erreurs de linéarité.

### B.1.4 Résolveur

Parmi les très nombreux autres capteurs de positions (et par conséquent la vitesse) que l'on peut rencontrer, il nous faut citer le résolveur. Ce capteur déjà ancien a reçu une nouvelle jeunesse grâce aux apports de l'électronique moderne. La tenue à la température est l'un des atouts de ce capteur robuste.

Il est constitué par un stator comportant deux bobinages et un rotor avec également deux bobinages. Entre un bobinage inducteur alimenté par une tension alternative et un bobinage induit, il existe une inductance mutuelle  $M$  qui dépend uniquement de l'angle de rotation du rotor par rapport au stator.

Il existe des résolveurs dont les enroulements sont remplacés par des sondes à effet Hall et le rotor par un aimant tournant, ce qui permet de réaliser des capteurs de dimensions très réduites pouvant fonctionner dans des conditions extrêmes avec une grande fiabilité.

Les résolveurs représentent les avantages suivants : précision de quelques minutes d'arc, robustesse, possibilité de fonctionnement dans un environnement sévère, existence de circuits intégrés de conversion numérique, emploi d'une fréquence porteuse, possibilité de générer des signaux de fréquence liée à un déplacement ou à une vitesse, justifiant l'intérêt de l'utilisation, inhabituelle, en simple détecteur.

### Conditionnement de signaux

Signal analogique : différents montages de résolveur permettent d'extraire l'information sous forme d'une variation d'amplitude de la f.é.m. soit aux bornes du rotor, soit aux bornes du stator.

- Si un enroulement rotorique ou statorique est alimenté par une tension  $V_m \cos \omega t$  et l'autre enroulement rotorique ou statorique est en court-circuit, on recueille respectivement au stator et au rotor les f.é.m. :

$$v_{r1} = v_{s1} = \omega k V \sin \omega t \sin \theta \quad (\text{B.10})$$

$$v_{r2} = v_{s2} = \omega k V \sin \omega t \cos \theta \quad (\text{B.11})$$

avec  $K$  une constante,  $\theta$  angle des axes stator-rotor,

- Si on alimente chacun des enroulements du stator avec une tension sinusoïdale en quadrature :

$$e_{s1} = V \cos \omega t \text{ et } e_{s2} = V \sin \omega t \quad (\text{B.12})$$

On recueille au rotor un signal de la forme :

$$e_r = k\omega V_s \sin(\omega_s t - \varphi) \quad (\text{B.13})$$

C'est la variation de phase qui traduit la variation de  $\theta$  (angle entre stator et rotor).

Les variations sont disponibles sous forme de modulation d'amplitude ou de phase d'un signal porteur de pulsation  $\omega$ . Ce signal peut être exploité par un amplificateur à porteuse et modulation synchrone et il est transmissible sans contact.

### Signal numérique :

Des convertisseurs synchro-résolveurs intègrent en un seul composant les fonctions électroniques nécessaires à l'exploitation analogique et numérique de l'information angle :

- élaboration d'un signal de vitesse analogique,
- l'information binaire parallèle de position jusqu'à 32 bits de résolution,
- signaux logiques de sens de rotation.

La conversion des signaux en sinus et cosinus du résolveur en informations binaires parallèles utilise une méthode de poursuite basée sur le principe de la boucle à verrouillage de phase.

#### B.1.5 Capteurs résistifs de position : potentiomètres

Un potentiomètre est un capteur de position : à la position du curseur correspond une résistance bien définie. La plupart du temps, le potentiomètre est polarisé sous une tension fixe  $v_a$ . La représentation est la suivante : La lecture de  $v_s$  est donc une image de  $r$ , proportion de la résistance totale. Si on choisit un potentiomètre linéaire, alors  $v_s$  est proportionnelle à l'angle de rotation. Intrinsèquement simple dans son principe, le potentiomètre de mesure de position demande toutefois une attention particulière : la piste résistive sur laquelle glisse le curseur doit être d'excellente qualité, pour assurer une bonne répétabilité de la mesure.

On rencontre de moins en moins de capteurs résistifs d'angles, mais ce type de capteur est toujours très utilisé pour mesurer les mouvements de translation. Le capteur se présente sous la forme d'un tube étanche dans lequel plonge la tige de mesure. Les longueurs s'échelonnent de quelques décimètres à plusieurs mètres (le prix est en conséquence.). Ces capteurs peuvent être interfacés directement sur un module d'entrées analogiques.

L'utilisation des capteurs analogiques de vitesse dans la traction électrique est freinée par les inconvénients communs suivants :

- ils ont une dynamique relativement mauvaise surtout aux basses vitesses.
- ils sont bruités et sensibles aux variations de la température.
- ils demeurent relativement chers.

## **B.2 Capteurs numériques (capteurs optiques de position ou codeurs optiques)**

Les capteurs optiques, introduits pendant les années 70, sont omniprésents dans les systèmes de positionnement et de réglage de vitesse. Accouplés au moteur, ils permettent de mesurer la position angulaire de l'arbre du moteur ou par un assemblage approprié, mesurer des déplacements linéaires. Ils ont souvent supplanté les génératrices tachymétriques et les capteurs résistifs. Ces dispositifs fonctionnent sur la modulation d'un rayon lumineux par un obstacle mobile. Le plus souvent, le faisceau incident est créé par une diode émettrice (diode électroluminescente LED). Le faisceau modulé est capté par un dispositif photosensible (photodiode ou phototransistor). L'obstacle mobile est une plaque (disque) de verre ou autre matériau transparent portant des gravures opaques (pistes concentriques). Celles-ci sont obtenues par un procédé photographique et peuvent être très serrées. Le signal de sortie est un mot binaire (à deux niveaux) de  $n$  bits : il s'agit donc d'un capteur à sortie logique (numérique).

Deux dispositifs principaux sont disponibles : les codeurs absolus et les codeurs incrémentaux

### **B. 2.1 Codeurs absolus**

Ils sont constitués d'un disque généralement en verre transparent sur lequel sont gravées plusieurs pistes concentriques; chacune, correspondant à un bit, est munie d'un photocapteur. Les

disques sont codés selon un code binaire qui peut être quelconque, mais pour résoudre certains problèmes de codage et simplifier le système électronique, on trouve le plus souvent des disques codés selon un code cyclique (code binaire réfléchi (code de Gray) ou le code décimal codé binaire (BCD)).

La lecture simultanée de  $n$  pistes correspondant à  $n$  bits (1 ou 0) s'effectue par un système de capteurs photoélectriques.

L'intérêt des capteurs absolus est de fournir directement la position (modulo  $2n$ ) autorisant un fonctionnement complet du variateur de vitesse dès la mise en service, et en particulier après une coupure d'alimentation.

Leur inconvénient est qu'ils nécessitent autant de conducteurs que de bits (en général 8 ou 12). Les codeurs absolus sont chers (surtout pour les codeurs supérieurs à 12 bits).

### **B.2.2 Codeurs incrémentaux**

Comme pour l'autre décodeur, l'élément de base de ce codeur est un disque opaque portant un certain nombre de fentes régulièrement espacées permettant à la lumière d'une source lumineuse (lampe) d'agir ou non sur un dispositif photosensible (généralement photo transistor).

Le disque porte trois pistes (ou canaux) concentriques. Les deux pistes extérieures référencées X et Y comporte chacune  $2A$  secteurs et sont décalées entre elles d'un quart de pas (ou  $\frac{2\pi}{A}$  radians). La troisième piste porte une seule fente sur un tour. On l'appelle top de synchronisation (top zéro).

Une fourche optique fixe placée entre la source lumineuse et le disque, et comportant trois capteurs photosensibles (photo transistors) vient lire ces trois pistes. Les trois phototransistors, dont leur base est soumises aux variations de lumière, délivrent des signaux quasi-rectangulaires d'amplitude constante. L'appareil délivre ainsi trois séries d'impulsions par

tour : le nombre de deux premières (piste X et Y) est égal au nombre de traits définissant le codeur, la troisième (top de synchronisation) n'est émise qu'une fois par tour.

Le déphasage entre les signaux générés par les pistes X et Y permet de déterminer si le sens de rotation est correct (en détectant l'antériorité des signaux deux voies). Le top zéro permet de compter le nombre de tours.

Ces capteurs doivent être interfacés par un module de comptage (compteur/décompteur) rapide. L'avantage des codeurs incrémentaux est la simplicité d'installation (peu de câblage) et la grande précision qui peut être obtenue pour un coût moindre qu'avec un capteur absolu. Le nombre de points par tour peut être quelconque, et n'est pas limité aux puissances de deux. Les résolutions courantes sont : 10, 50, 100, 180, 200, 360, 400, 1000.

De plus, le calcul de la vitesse est très simple. En revanche, le déplacement total est conservé dans le compteur, et non pas au niveau du codeur : une procédure de réinitialisation est nécessaire en cas d'interruption d'alimentation.

Comme les codeurs absolus, les codeurs incrémentaux ont un fonctionnement limité en température : les circuits électroniques fonctionnent seulement jusqu'à 125°C.

Deux méthodes permettent la mesure de la vitesse.

- compter le nombre d'impulsions générées par le capteur en un temps donné,
- compter le nombre de tops d'une horloge de fréquence  $f_h$  (période  $T_h$ ) durant un nombre  $M$  donné d'impulsions délivrées par le compteur.

Remarque

Soit  $\theta(t)$  la mesure de position à l'instant  $t$ , et  $\theta(t+T)$  la mesure à l'instant suivant. La vitesse est alors simplement donnée par :

$$\omega_m(t+T) = \frac{\theta(t+T) - \theta(t)}{T} \quad (\text{B.14})$$

Cette vitesse est bien sûr mesurée en nombre de points par unité de temps.

Cette méthode est utilisable avec les codeurs absolus, qui donnent directement  $\theta(t)$ , et avec les codeurs incrémentaux dont le compteur associé donne aussi  $\theta(t)$ .



Avec cette méthode de mesure, l'angle parcouru est divisé par le temps correspondant. Cela donne une valeur moyenne de la vitesse et provoque une erreur durant les phases d'accélération et décélération. Celle-ci est d'autant plus importante que la vitesse est faible.

# ANNEXE C

## Programme d'entraînement des réseaux de neurones multicouches

```
clear all ;
close all;
clc;
%disp('Apprentissage et généralisation des réseaux deux couches cachées:');
%disp('Appuyer sur une touche pour continuer:');

load d2ccaprs          % chargement de données d'apprentissage

% Préparation des données d'apprentissage

Pa=[vds(:,1) vqs(:,1) ids(:,1) ids(:,2) ids(:,3) iqs(:,1) iqs(:,2) iqs(:,3)];

Ta=[wm(:,1)];
clear vds vqs ids iqs
% Prétraitement: normalisation de la base de données

[Pan,minp,maxp,Tan,mint,maxt] = prenmnmx(Pa,Ta);

% Définition des fonctions d'activation

TF1='tansig';          % Fonction d'activation pour la première couche cachée
TF2='tansig';          % Fonction d'activation pour la deuxième couche cachée
TF3='purelin';         % Fonction d'activation pour la couche de sortie

% Choix de la structure du réseau et l'algorithme d'apprentissage

PR = minmax(Pan);      % matrices des valeurs min et max de Pn
% disp('Entrer le nombre de neurones de la première couche cachée: ');
% S1=input('Entrer S1: ');
S1=12;
S2=10;
%disp('Entrer le nombre de neurones de la deuxième couche cachée: ');
%S2=input('Entrer S2: ');
[S3,Q]=size(Tan);      % 1 neurone de sortie

% NEWFF génère les poids et les polarisations pour un réseau à trois couches
% (Tansig/Tansig/Purelin)

net = newff(PR,[S1 S2 S3],[TF1 TF2 TF3],'trainlm')

% Paramètres d'apprentissage pour trainlm

% disp('Entrer la fréquence d'affichage: ');
% net.trainParam.show=input(' : ');
% disp('Entrer le nombre maximum d'itérations: ');
% net.trainParam.epochs=input(' : ');
```

```

% disp('Entrer l'Erreur quadratique désirée: ');
% net.trainParam.goal=input(' : ');

net.trainParam.show=500;
net.trainParam.epochs=2000;
net.trainParam.goal=0.005;
freq_aff = net.trainParam.show;      % Frequence d'affichage
Nmax_iter = net.trainParam.epochs;    % Nombre maximum d'itération
Err_des = net.trainParam.goal;        % Erreur quadratique désirée

net.trainParam.lr = 0.6 ;              % Taux d'apprentissage
net.trainParam.max_fail = 1 ;          %
net.trainParam.mem_redu = 1 ;          % Facteur d'utilisation de la mémoire
net.trainParam.min_grad = 1e-3;       % Gradient de performance minimal
net.trainParam.mu = 0.6                % Mu Initiale
net.trainParam.mu_dec = 0.1            % Facteur de décrémentation de Mu
net.trainParam.mu_inc = 2              % Facteur d'incrémententation de Mu
net.trainParam.mu_max = 1e100         % Valeur maximale de Mu
net.trainParam.time = inf;             % Temps maximum d'entraînement en second

% Paramètres de performance
net.performFcn='mse';
net.trainParam.ratio =0.5; % Valeur maximale de Mu

% Tableau des paramètres d'entraînement

%tr=[freq_aff Nmax_iter Err_des net.trainParam.lr net.trainParam.max_fail...
%     net.trainParam.mem_redu net.trainParam.min_grad net.trainParam.time];

% Initialisation du RNA
net = init(net);
for k=1:20
load w2c8e10121s03
net.IW{1,1} = W1 ; net.LW{2,1}=W2 ; net.LW{3,2}=W3 ;
net.b{1} = b1 ; net.b{2}=b2 ; net.b{3}=b3 ;

% Entraînement du réseau

[net,tr] = train(net,Pan,Tan);

% Remise à jour des poids et les polarisations
W1=net.IW{1,1}; W2=net.LW{2,1}; W3 = net.LW{3,2};
b1 = net.b{1}; b2 = net.b{2}; b3 = net.b{3} ;

save w2c8e10121s03.mat W1 W2 W3 b1 b2 b3
end
% Simulation du réseau de neurones

aan = sim(net,Pan);

% Posttraitement: Dénormalisation

aa = postmnmx(aan,mint,maxt);
e=aa'-wm(:,1);
subplot(3,1,1)
plot(t,aa(1,:),'g',t,Ta(1,:),'r'),grid,zoom

```

```

title('vitesses réelle et estimée')
ylabel('wme en rad/sec')

subplot(3,1,2)
plot(t,e),grid,zoom
title('erreur')
ylabel('e en rad/sec')
xlabel('temps en sec')

load d2ccgene          % chargement de données de généralisation

Pg=[vds(:,1) vqs(:,1) ids(:,1) ids(:,2) ids(:,3) iqs(:,1) iqs(:,2) iqs(:,3)];
Tg=[wm(:,1)];
% Prétraitement: normalisation de la base de données

[Pgn,minp,maxp,Tgn,mint,maxt] = premnmx(Pg,Tg);

% Simulation du réseau de neurones avec une base de données différente

agn = sim(net,Pgn);
ag = postmnmx(agn,mint,maxt);

subplot(3,1,3)
plot(t,ag(1,:),'g',t,wm,'r'),grid,zoom
title('généralisation')
ylabel('wme en rad/sec')
gensim(net,-1)
plot(tr.epoch,tr.perf,tr.epoch,tr.vperf,tr.epoch,tr.tperf),grid

```

## ANNEXE D

# CONTRAINTES RELIÉES À L'IMPLANTATION DES ALGORITHMES PROPOSÉS DANS UN DSP

### D.1 Introduction

Les systèmes à base de processeurs de traitement numérique du signal (DSP) bénéficient d'une grande souplesse de programmation, des possibilités de traitement parfois supérieures aux systèmes analogiques, d'une grande stabilité et d'une grande reproductibilité. Les DSP sont devenus des composants clefs dans plusieurs applications industrielles et commerciales. Dans les entraînements à vitesse variables, l'intégration de DSP à forte capacité de calcul avec un ensemble de périphériques spécifiques offre la possibilité de simplifier le processus d'implantation des stratégies de commande avec ou sans capteur de vitesse. En effet, la puissance de traitement phénoménale des DSP a permis de réaliser plusieurs fonctions telles le contrôle précis de la vitesse, de la position et du couple, l'estimation des variables d'état de la machine (flux, vitesse, position), etc.

La principale différence entre un microprocesseur classique et un DSP réside dans le temps de traitement de certains calculs. En effet, avec un microprocesseur classique (type 68000), pour effectuer un calcul du type :  $A = (B \times C) + D$ , cela nécessite plusieurs cycles d'horloge, correspondant à la lecture des données, au stockage dans des registres adaptés, enfin au traitement proprement parlé des données. Si ce temps est admissible dans des applications informatiques courantes, il n'est pas acceptable pour faire du traitement rapide du signal. Les DSP sont donc conçus pour optimiser ce temps de calcul. À cet effet, ils disposent de fonctions optimisées permettant de calculer l'expression A beaucoup plus rapidement. Dans la pratique, la plupart des DSP ont un jeu d'instructions spécialisé permettant de lire en mémoire une donnée, d'effectuer une multiplication puis une addition, et enfin d'écrire en mémoire le résultat, le tout en un seul cycle d'horloge. Ce type d'opération est nommé MAC, de l'anglais Multiply and ACcumulate.

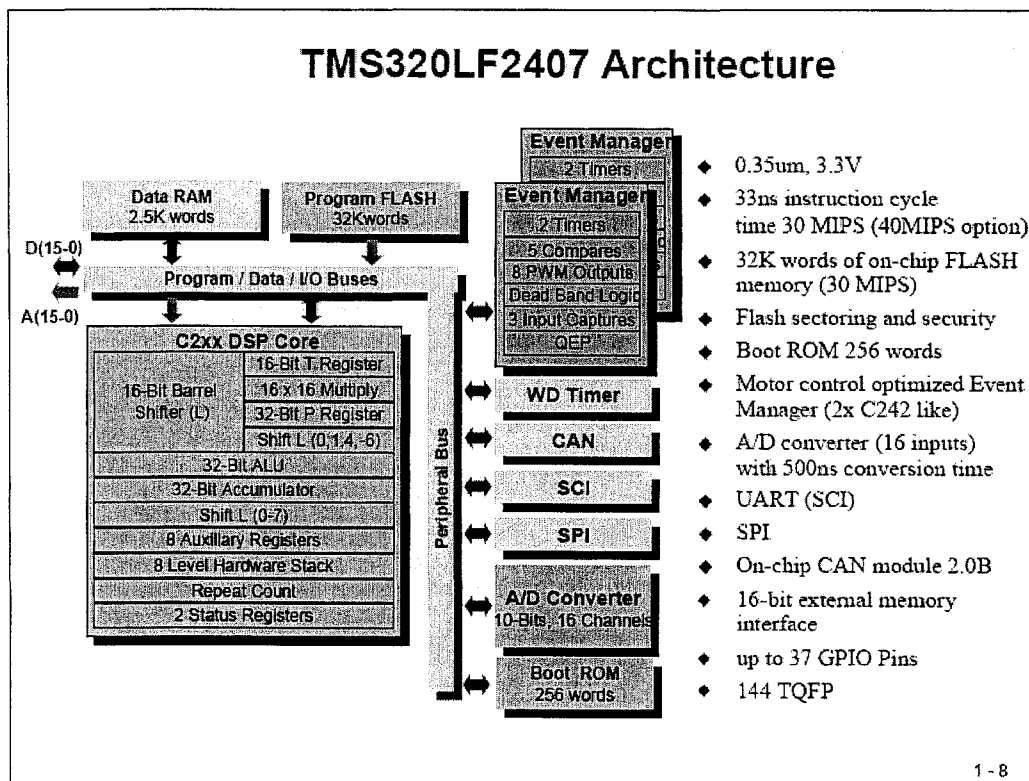
Une autre caractéristique des DSP est leurs capacités à réaliser plusieurs accès mémoire en un seul cycle. Ceci permet à un DSP de chercher en mémoire une instruction et ses données

réalisant un MAC, et simultanément, d'y ranger le résultat du MAC précédent. Le gain de temps est évident.

Cette annexe est consacrée à la description des contraintes liées à l'implantation expérimentale pour valider les algorithmes d'estimation proposées dans cette thèse. Les contraintes mentionnées sont liées à la carte eZdsp TMS320LF2407. Cette carte est construite autour d'un Starter Kit dont le coeur est un processeur de traitement numérique du signal de Texas Instruments : le TMS320LF2407, qui opère à 40 MHz. Ce DSP peu onéreux permet l'intégration des algorithmes de commande, d'observation, de protection et de diagnostic d'un variateur électronique complet utilisant une machine asynchrone triphasée.

## D.2 Caractéristiques du DSP TMS320LF2407

La figure D.1 montre l'architecture interne du TMS320LF2407.



La figure D.1 Architecture interne du TMS320LF2407.

Le TMS320LF2407 appartient à une nouvelle génération de DSP conçue par Texas Instruments. Il intègre tous les périphériques (temporisateurs, convertisseurs AN, décodeurs, etc.) permettant de simplifier la mise en oeuvre globale d'un système d'entraînement en réduisant le nombre de composants électroniques, la taille et le coût du circuit.

Le TMS320LF2407 dispose d'un accumulateurs à virgule fixe de 16 bits et intègre les périphériques pour l'électronique de puissance suivants: 16 canaux PWM (dont 12 sont indépendants), 3 horloges universelles multi périodes, 16 convertisseurs analogiques/numériques à 10 bits avec capacité de conversion simultanée, deux gestionnaires d'évènement, quatre broches de capture, une capacité d'interface de codage, SCI, SPI et un chien de garde (WatchDog).

Le TMS320LF2407 possède deux gestionnaires d'événements : EVA et EVB. Chaque gestionnaire d'événements sert à traiter tout ce qui a rapport avec le déclenchement en général. En effet, lorsqu'une tâche se déclenche, c'est qu'il y a eu un événement. Ces événements peuvent être internes ou externes. Un événement interne est du type dépassement d'une certaine quantité de temps ou interruption logique. Du type externe, un événement est par exemple un retour sur capteur. Ainsi, les EV gèrent, les temporisateurs, les comparateurs sur les temporisateurs, les générateurs de PWM (générés à partir des temporisateurs), les unités de capture (avec détection de front), les capteurs quadratiques (pour capteur incrémentaux du style encodeur optique) et les interruptions. Chaque EV est indépendant, contient 2 temporisateurs et 3 unités de comparaison. Les capteurs Quadratiques QEP1 et QEP2 incrémentent le temporisateur 2 uniquement. Les capteurs Quadratiques QEP3 et QEP4 incrémentent le temporisateur 3 uniquement. Cela signifie que le choix des ressources est limité. L'utilisation de chaque ressource doit être judicieusement effectué. Par exemple, si on souhaite asservir deux moteurs en boucle fermées il faudra utiliser un temporisateur pour générer la fréquence des MLI puis deux unités de comparaison pour déterminer le rapport cyclique ensuite il faudra utiliser les temporisateurs 2 et 4 pour les capteurs en quadrature. Si on utilise le temporisateur 3 pour l'échantillonnage alors il ne reste plus de temporisateur libre. Il est possible cependant de générer d'autres bases de temps grâce aux quatre unités de comparaison restantes.

Le TMS320LF2407 dispose de seize (16) canaux PWM dont six (désignés PWM 1 à PWM6) commandent l'onduleur triphasé. Ces six canaux PWM sont groupés en trois paires

(PWM 1-2, PWM 3-4, PWM 5-6) complémentaires. Trois registres de comparaison, appelés "Full Compare", sont associés à chaque paire de canaux PWM. Les valeurs des registres de comparaison sont mises à jour pour obtenir la sortie PWM idéale. Un module hardware temps mort (desdband) intégré permet de régler le temps mort pour assurer la commutation sans destruction du pont triphasé. Trois autres canaux PWM sont disponibles pour mettre en oeuvre d'autres fonctions.

### **D.3 Description de plate-forme expérimentale**

La figure D.2 représente un schéma fonctionnel du système expérimental à base du TMS320LF2407. L'onduleur triphasé utilise six canaux PWM. Le temps mort est contrôlé grâce à un logiciel intégré. Un réseau de neurones artificiels (RNA) estime la vitesse de rotation. La mesure des courants se fait par l'intermédiaire de deux capteurs LEM nécessaires pour l'ensemble des algorithmes de commande et d'estimation. De simples circuits diviseurs de tension sont utilisés pour conditionner et amener, aux convertisseurs analogique/numérique du DSP, les diverses tensions mesurées.

La commande du moteur dans son ensemble utilise principalement trois modules logiciels: la commande par hystérésis, l'estimation de la vitesse par réseaux de neurones et le calcul de glissement et la régulation. Une fois le code généré, ces algorithmes de commande et d'estimation sont chargés via un port parallèle entre un PC et la carte électronique.



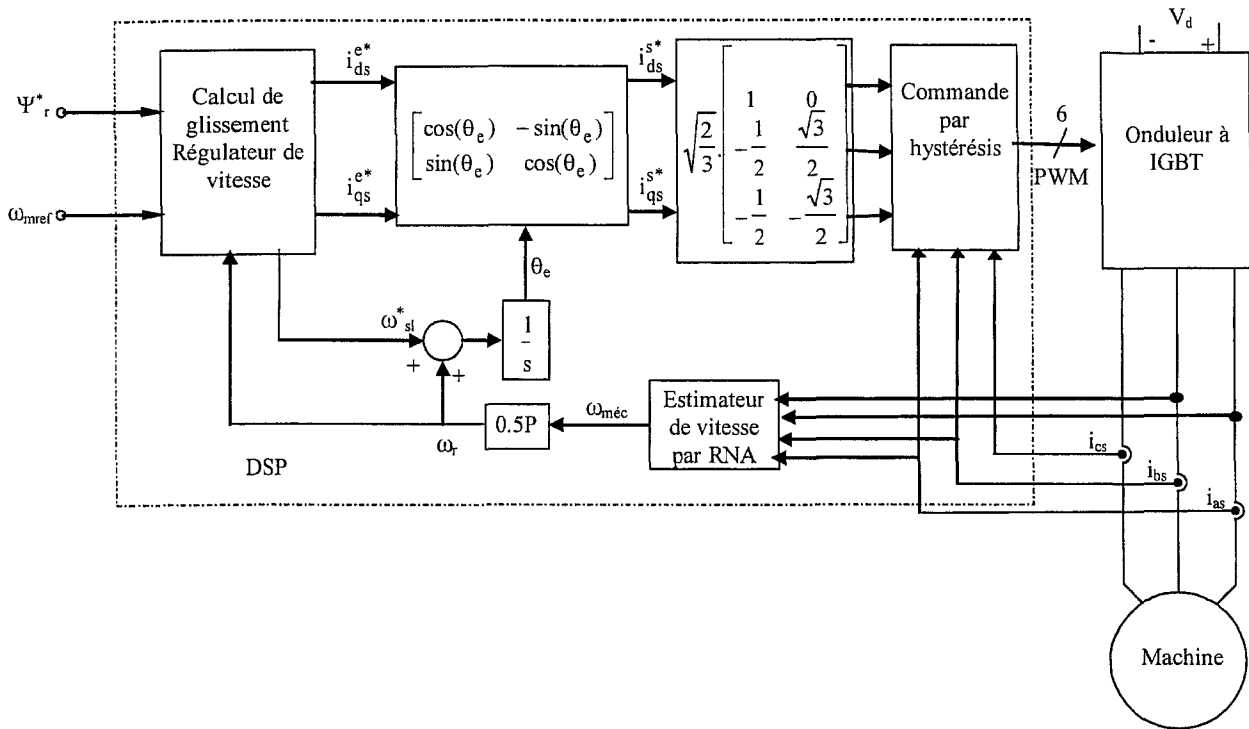


Figure D.2 Commande vectorielle sans capteur de vitesse à flux rotorique orienté avec imposition de courant

## D.4 La mise en oeuvre logicielle

Les paragraphes suivants décrivent la mise en oeuvre détaillée des modules logiciels essentiels.

### D.4.1 Synchronisation des tâches

En générale, l'enchaînement correct des événements en temps réel est obtenu par des interruptions internes et externes. Lorsque le processeur détecte une interruption, le traitement en cours est suspendu au profit du sous-programme correspondant à l'interruption détectée. Dans le cas de la venue de deux événements de priorités différentes, la tâche de priorité supérieure est exécutée avant la seconde tâche moins prioritaire.

Dans cette thèse, tous les algorithmes sont codés dans une tâche unique appelée à toutes les 50  $\mu$ s. Ils peuvent comporter des routines dont la période d'exécution est un multiple la période d'échantillonnage. En conséquence une seule interruption matérielle INT2 du temporisateur T1 est utilisée dans les programmes.

#### **D.4.2 Techniques de programmation**

La recherche de la rapidité des algorithmes de commande et d'estimation contraint le plus souvent à utiliser le langage assembleur propre au DSP afin d'optimiser les performances du processeur. Malgré cela, on suggère d'utiliser le langage C, plus évolué, générique, lisible, compréhensible et portable en dépit de la baisse de performances liée à la programmation de plus haut niveau.

Dans tous les cas, il est nécessaire de bien connaître l'assembleur puisque tout programme en C nécessite la manipulation des registres internes du DSP via le langage assembleur. De plus, il peut être intéressant et voire même nécessaire de reprogrammer des parties de programme écrites en C en langage assembleur, lorsque le temps d'exécution est critique pour le bon fonctionnement du système.

Afin de réduire le temps d'exécution des programmes, certains points de programmation sont à respecter :

- L'appel à des fonctions permet un bon découpage des programmes pour une meilleure lisibilité et réutilisation du code. En contrepartie, il augmente le temps d'exécution des programmes puisque le processeur est obligé de sauvegarder ou de restaurer le contexte du CPU (valeurs des registres, etc.) en entrant et en sortant des fonctions. Toutefois, des options de compilation (fonctions "inlining") sont proposées par les compilateurs afin de constituer un programme sans appel procédural. Les programmes restent assez courts, il est encore conseillé de ne pas décomposer les programmes en plusieurs sous-programmes. Dans ce cas, les variables sont essentiellement globales ce qui rend le code moins réutilisable directement.

- L'utilisation de tableaux contenant les valeurs de plusieurs variables (les fonctions trigonométriques pour la transformation de directe et inverse de Park, les fonctions transfert sigmoïdes pour les neurones des couches cachées) permet aussi une réduction du temps d'exécution des programmes. En effet, la lecture de la valeur d'une variable passe le plus souvent par une lecture de son adresse, puis un stockage dans un registre de la valeur contenue à cette adresse (adressage indirect). Ainsi, il est plus judicieux de stocker un ensemble de valeurs dans un tableau pour lire une seule et unique fois l'adresse du premier élément du tableau puis accéder ensuite à l'ensemble des valeurs via les index.
- L'utilisation d'astuces mathématiques élémentaires permet de réduire le nombre d'opérations d'un calcul. Par exemple, la méthode de calcul de Horner via une factorisation d'un élément commun permet une réduction du nombre de multiplications.
- Il est nécessaire d'éviter de laisser dans le code des calculs mathématiques invariants dans le temps et *a fortiori* des inversions de scalaires ou de matrices.
- Aucune constante numérique ne doit apparaître dans le code à part la valeur zéro utilisée comme valeur initiale de comptage. Toutes les constantes sont donc définies par des symboles avec l'instruction "#define".
- L'allocation dynamique de la mémoire est proscrite en temps-réel. On ne peut l'utiliser que pour des développements de type simulation. Lors de développements sur cible DSP ou sur une autre architecture temps-réel, l'allocation dynamique est pénalisante pour plusieurs raisons :
  - elle ne permet pas de connaître avec précision les ressources nécessaires à l'application dans tous les cas de fonctionnement.
  - elle introduit un facteur aléatoire dans le déroulement et les performances d'exécution de l'application.

### D.4.3 Compilation des programmes en langage C

La génération d'un exécutable à partir d'un code source en C nécessite le Code Composer Studio (CCS) de TI. Le (CCS) est un environnement intégré de développement de code pour les

DSP de Texas Instrument. Il est fourni en standard avec la carte de développement pour le DSP. Il fournit plusieurs outils pour faciliter la construction et la mise au point des programmes de DSP. Il comprend un éditeur de code source, un compilateur de langage C/C++, un assembleur de code relocalisable, un éditeur de liens, et un environnement d'exécution qui permet de télécharger un programme exécutable sur une carte cible, de l'exécuter et de le déboguer au besoin. Le CCS comprend aussi des outils qui permettent l'analyse en temps réel d'un programme en cours d'exécution et des résultats produits. Finalement, il fournit un environnement de gestion de fichiers qui facilite la construction et la mise au point des programmes. Au moment de l'étape "édition de liens", d'autres fichiers objets (bibliothèque,...) peuvent être liés. C'est le cas en particulier des fichiers nécessaires pour définir le vecteur d'interruption. Ce dernier représente un ordre de branchement permettant de faire un lien entre l'interruption matérielle ou logicielle et le programme à exécuter.

Tous les traitements applicatifs sont effectués sous une routine d'interruption (ISR). Le code principal (c'est à dire le main du programme) consiste simplement en l'initialisation des périphériques du TMS320F2407 (p.ex. PLL, Watchdog, contrôleur d'interruption, convertisseur analogique numérique et les deux gestionnaires d'évènements A et B). Le reste du code est assuré entièrement par la routine PWM-ISR. Ce sous-programme d'interruption ISR est appelée à toutes les 50  $\mu$ s (20 KHz) par le flag correspondant du temporisateur 1 (Timer 1) du gestionnaire d'évènement A.

## **D.5 Conclusion**

La nouvelle classe de DSP à faible coût devient une option viable pour les applications sensibles en termes de coût. Ces processeurs disposent de suffisamment de puissance de calcul et de périphériques intégrés pour permettre la mise en oeuvre de fonctions multiples d'une commande sans capteur de la machine asynchrone triphasée. L'intégration de toutes plusieurs fonctions matérielle permet de réduire le nombre de composants du système.