

UNIVERSITE DE BLIDA 1

Faculté des Technologie
Département d'Electronique

THESE DE DOCTORAT

Spécialité : Electronique

MODELISATION ET IDENTIFICATION DE LA MACHINE SYNCHRONNE A AIMANTS PERMANENTS

Par

Rachid KERID

Devant le jury composé de :

A. FERDJOUNI	M.C.A, Université Blida 1	Président
D. KOUCHIH	M.C.A, Université Blida 1	Examineur
A. TLEMÇANI	Professeur, Université Yahia Farès de Médéa	Examineur
N. HENINI	M.C.A, Université Yahia Farès de Médéa	Examineur
A. CHEMSA	M.C.A, Université d'EL-Oued	Examineur
M. BOUNEKHLA	Professeur, Université Blida 1	Directeur de thèse

Résumé

La machine synchrone à aimants permanents (MSAP) est largement utilisée pour la traction de véhicules électriques en raison de sa densité de puissance élevée et de son rendement. Ce travail porte en particulier sur l'estimation des paramètres de la MSAP via *EKF*. Nous présentons une étude évaluant l'impact des variations de température sur le comportement de la MSAP, et nous proposons donc d'estimer les paramètres dépendant de la température. Ainsi, une méthode efficace pour estimer les paramètres ou leur variation de température, permet d'étudier et d'éviter une dégradation des performances en poursuivant et en adaptant les paramètres dans la commande du couple afin de trouver les mêmes performances à toute température également utilisé pour la surveillance thermique, ce qui permet une meilleure disponibilité de la machine, sans causer de dommages, cependant, la connaissance des mécanismes de dégradation donne également un aperçu de la conception de cette machine.

ملخص

تستخدم أآلة المتزامنة ذات المغناطيس الدائم على نطاق واسع لجر السيارات الكهربائية بسبب كثافتها العالية للطاقة وكفاءتها على نطاق واسع رغم ضعف التدفق. يركز هذا العمل بشكل خاص على تقدير المعلمات PMSM باستخدام EKF ، نقدم دراسة تقييم على تأثير تغيرات درجات الحرارة على سلوك المحرك PMSM ، وبالتالي نقترح تحديد المعلمات التي ترتبط بدرجة الحرارة. المساهمة الرئيسية في هذا العمل هي طريقة فعالة لتقدير المعلمات أو اختلاف درجاتها ، مما يجعل من الممكن دراسة وتجنب تدهور الأداء من خلال تتبع وتعديل المعلمات في مراقبة عزم الدوران من أجل الحصول على نفس الأداء عند أي درجة حرارة ويمكن أن تستخدم أيضا للرصد الحراري ، والذي يسمح بتوفر أفضل للمحرك ، دون التسبب في ضرر ، ومع ذلك ، فإن معرفة آليات التحلل يعطي أيضا فكرة عن تصميم هذه الآلة .

Abstract

Permanent magnet synchronous machine is widely used for electric vehicles traction because of its high power density and its efficiency on a large flux weakening range. This work focuses in particular on the estimation of PMSM parameters using EKF; we present a study assessing the temperature variations impact on the behavior of

PMSM, and therefore we propose to estimate the temperature-dependent parameters. So, an effective method for estimating parameters or their temperature variation, makes it possible to study and to avoid performance degradation by tracking and adapting the parameters in torque control in order to find the same performance at any temperature and can be also used for thermal monitoring, which allows for better availability of motor, without causing damage, however, the knowledge of degradation mechanisms also gives insight for the design of this machine.

REMERCIEMENTS

Le travail de thèse présenté dans ce manuscrit a été réalisé au Laboratoire de d'Electronique (LABSET) de la Faculté de Technologie à l'Université Saad-Dahlab à Blida (Algérie). Je tiens tout d'abord à remercier les responsables de cette structure pour m'y avoir facilité l'accès à cet environnement de travail scientifique.

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

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

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

TABLE DES MATIERES

RESUMÉ	1
REMERCIEMENTS	3
TABLE DES MATIERES	4
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUE ET TABLEAUX	7
INTRODUCTION.....	9
1. Structures et modélisation du machine synchrone à aimants permanents	
1.1. Introduction.....	13
1.2. Comparaisons des machines électriques	13
1.2.1. Machine asynchrone (MAS).....	14
1.2.2. La machine synchrone à rotor bobine (MSRB).....	15
1.2.3. Les machines synchrones à aimants permanents (MSAP).....	16
1.2.3.1. Structures et fonctionnement de la MSAP.....	17
1.2.3.1.1. La position du rotor.....	18
1.2.3.1.2. Le sens du flux	19
1.2.3.1.3. Structures avec et sans pièces polaires	20
1.2.3.1.4. La position des aimants.....	21
1.2.3.1.5. Le bobinage.....	22
1.2.3.2. L'entraînement des machines synchrones	23
1.2.3.3. Modélisation de la MSAP	25
1.2.3.3.1. Hypothèses simplificatrices	25
1.2.3.3.2. Mise en équations dans l'espace de phases.....	26
1.2.3.3.2.1. Equations électriques.....	27
1.2.3.3.2.2. Equation mécanique.....	27
1.2.3.3.2.3 Transformation de Park.....	27
1.2.3.3.2.4 Calcul du couple électromagnétique.....	29
1.2.3.4. Modélisation du convertisseur statique.....	30
1.2.3.4.1. Modélisation du redresseur.....	31
1.2.3.4.2. Modélisation du filtre.....	32
1.2.3.4.3. Modélisation de l'onduleur	32
1.2.3.4.4. Modélisation du modulateur MLI	34
1.2.3.5. Principe de l'autopilotage des machines synchrones.....	36
1.2.3.5.1. Régulateur de courants	36
1.2.3.5.2. Régulateur de vitesse	37
1.3. Conclusion.....	38
2. Identification des paramètres de la MSAP	
2.1. Introduction.....	39
2.2. Méthodes d'optimisation paramétrique.....	40
2.2.1. Méthode basée sur l'erreur de sortie.....	41
2.2.2. Méthodes basées sur l'erreur de prédiction.....	42
2.2.3. Filtre de Kalman étendu.....	43
2.2.3.1. Identification stochastique.....	46

2.3. Identification des paramètres de la MSAP par le filtrage de kalman	47
2.3.1 Modèle du moteur pour le filtrage de Kalman.....	51
2.3.2. Influence de paramètres dépendant de la température sur le fonctionnement de la MSAP.....	52
2.3.2.1. Relation entre résistance des enroulements et températures.....	53
2.3.2.2. Relation entre flux des aimants et température.....	55
2.4. Résultats et discussions.....	56
2.5. Conclusion.....	62
3. Commande de la machine synchrone à aimants permanents	
3.1. Introduction.....	63
3.2. Type de commande	64
3.2.1. Principe de commande vectorielle	65
3.2.1.1. Bloc de contrôle du flux orienté (FOC).....	67
3.2.1.2. Mise en œuvre des stratégies de commande vectorielle.....	69
3.2.1.3. Découplage.....	70
3.2.1.4. Calcul des régulateurs	73
3.2.1.5. Résultats et discussions.....	75
3.2.2. Les méthodes de commande vectorielle sans capteur mécanique....	82
3.2.2.1. Méthodes à base d'observateur.....	82
3-2-2. 2. Résultats et discussions.....	84
3.2.3. Commande par réseaux de neurones.....	86
3.2.3.1 Réseaux de neurones artificiels : (Neural Networks).....	87
3.2.3.2. Architecture des RNA.....	87
3.2.3.2.1. Réseaux statiques.....	87
3.2.3.2.2. Réseaux dynamiques.....	88
3.2.3.3. Phase d'apprentissage	88
3.2.3.4. Choix de la structure du réseau de neurone	89
3.2.3.5. Résultats et discussions.....	90
3.3. Conclusion.....	94
CONCLUSION GENERALE.....	95
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	97

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1. Structure d'une machine synchrone.....	14
Figure 1.2. Machine synchrone à rotor bobiné.....	15
Figure 1.3. Les performances magnétiques pour différents types 'aimants	17
Figure 1.4. Exemple de structures à rotor interne et à rotor externe.....	19
Figure 1.5. Machine synchrone a aimants permanents, (a) flux radial, (b) ..	19
Figure 1.6. Parcours du flux dans la MSAP	20
Figure1.7. Structure d'une machine synchrone à aimants permanents avec rotor sans pièces polaires, avec pièces polaires.....	20
Figure 1.8 : (a) aimants en surface (b) aimants enterrés.....	21
Figure 1.9. Effet de la concentration du flux.....	22
Figure 1.10. Bobinage : distribué (a) et concentré	23
Figure1.11. Architecture simplifiée de l'alimentation de la machine synchrone par onduleur.....	24
Figure 1.12. Représentation d'une machine synchrone bipolaire.....	26
Figure 1.13. Machine équivalente au sens de Park.....	28
Figure 1.14. Représentation schématique de la MSAP.....	30
Figure 2.1: Erreur de sortie $\varepsilon(k)$	40
Figure2.2: Erreur de prédiction: $e(k)$	40
Figure 2.3 Principe de la méthode basée sur l'erreur de sortie.....	41
Figure 2.4. Principe de la méthode basée sur l'erreur de prédiction.....	42
Figure 2.5. Identification des paramètres par EKF	51
Figure 2.6. Résistivité du cuivre	54
Figure 2.7. EKF parameters identification.....	58
Figure 2.8. Erreurs d'estimation sur les courants après identification des paramètres.....	59
Figure 2.9. Configuration of the experimental system.....	60
Figure2.10. Simulation result: Impact of temperature on PMSM.....	61
Figure 3.1. Diagramme de type de commande.....	65
Figure 3.2. Principe de la commande vectorielle.....	66
Figure 3.3. Control du couple de la MSAP.....	67
Figure 3.4. Schéma bloc de découplage de la MSAP.....	70
Figure 3.5. Principe de découplage par compensation	72
Figure 3.6. Boucle des courants après le découplage.....	72
Figure 3.7. Schéma bloc de la MSA commandée par flux oriente à id nul...	73
Figure 3.8. Schéma bloc de la commande découplée.....	73
Figure 3.11 Comportement dynamique de la MSAP en asservissement de la vitesse avec inversion de sens de rotation et application d'une perturbation.....	76
Figure 3.12. L'évolution dynamique de la MSAP avec régulateur de position PI	77
Figure 3.13 L'évolution dynamique de la MSAP en régulation de vitesse lors de variation de la résistance statorique (0.5 , 1.25, 1.5) R_s	80
Figure 3.14. L'évolution dynamique de la MSAP en régulation de vitesse lors de variation du flux des aimants 0.8, 0.9, 1.1) ϕ_f	81

Figure 3.15. Réponses en vitesse de la MSAP avec régulateur PI lors de variation du moment d'inertie (0.5) J.....	82
Figure 3.16. Réponses en vitesse de la MSAP avec régulateur PI lors de variation du moment d'inertie (1.5) J.....	82
Figure 3.17. Réponses en vitesse de la MSAP avec régulateur PI lors de variation du moment d'inertie (3) J.....	82
Figure 3.18. schéma bloc de la commande en vitesse de la MSAP avec application du EKF.....	84
Figure 3.19 Evolution de la vitesse rotorique.....	85
Figure 3.20 : Evolution du courant statorique.....	85
Figure 3.21. Comportement dynamique de la machine (inversion du sens de rotation et basse vitesse) pour l'asservissement de la vitesse avec inversion du sens de rotation par une commande vectorielle associée au filtre de Kalman étendu.	86
Figure 3.22. Différentes possibilités de classification des réseaux de neurones.....	88
Figure 3.23. L'architecture du réseau de neurone.....	90
Figure 3.24. Schéma bloc de la commande par réseaux de neurones	91
Figure 3.25. Phase d'apprentissage avec l'architecture [3 5 2].....	92
Figure 3.26. Commande par réseau de neurones de la MSAP avec l'architecture [3 5 2].....	94
Tableau 1.1. Caractéristiques magnétiques de différents types d'aimants.	18
Tableau 2.1. Paramètres électriques de la MSAP.....	58
Tableau 2.2. Spécifications du MSAP.....	58

NOTATIONS

Liste des principaux symboles et variables :

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

Les autres symboles utilisés sont définis dans le texte.

INTRODUCTION

Au cours des dernières décennies, les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) ont pris une place importante, depuis que les exigences actuelles de disponibilité et de fiabilité des processus industriels sont devenues de plus en plus drastiques. Cela revient principalement à l'intégration de ce type de machine dans de nombreuses applications telles que : l'automobile, la robotique, le ferroviaire, l'aéronautique, et le médical et d'une manière générale dans les systèmes embarqués. En effet, les MSAP possèdent généralement à un volume donné des meilleures caractéristiques par rapport aux autres types de machines à courant continu, asynchrones et synchrones classiques (à excitation électrique) comme : couples massiques plus élevés, meilleurs rendements, une inertie faible, durée de vie considérable, performances dynamiques élevées, large gammes de vitesse de fonctionnement.

Par ailleurs, des recherches récentes ont permis de mettre en œuvre des matériaux nouveaux, comme par exemple les aimants permanents à base de terre rare à savoir les Sm-Co et Nd-Fe-B. Ces derniers permettent d'avoir des machines synchrones qui présentent des caractéristiques bien adaptées aux applications où la masse, l'encombrement et le rendement sont des importants critères comme celles citées précédemment.

Cependant, les machines électriques qui ne reposent pas sur des matériaux de terres rares, tels que les machines à rotor bobiné (MSRB), nécessitent une attention renouvelée pour une utilisation en traction et en énergie éolienne [1]-[5]. En effet, les machines synchrones utilisent un mécanisme de livraison classique au rotor tels que des bagues collectrices mécaniques dont les composants remplacés périodiquement et générer des débris indésirables dans la machine.

Dans les entraînements électriques, on trouve des correcteurs conventionnels Proportionnel-Integral (PI) pour le contrôle du courant, de la vitesse ou de la position en raison de sa simplicité et sa stabilité. Cependant, dans un cas pratique, certaines

caractéristiques physiques de la machine peuvent varier pendant son fonctionnement, ce qui entraîne des variations paramétriques sur le modèle de la machine. De plus, pour la plupart des systèmes, le modèle mathématique n'est pas très fiable à cause de la non-linéarité du processus réel. La procédure classique est de concevoir le contrôleur tout en se basant sur un modèle simplifié et tient compte des paramètres physiques nominaux. Cette simplification entraîne également des incertitudes supplémentaires sur les paramètres du modèle.

D'un côté, l'introduction des machines synchrones dans les chaînes de propulsion des véhicules a amélioré sensiblement leurs performances ainsi que leurs impacts sur l'environnement. Des aimants permanents peuvent être utilisés pour remplacer l'excitation des enroulements des machines synchrones afin d'améliorer les caractéristiques des matériaux magnétiques. On trouve des aimants en Néodyme et en Samarium, qui sont connus comme des aimants de terres rares et représentent la génération la plus moderne de matériaux magnétiques. Ils ont des propriétés bien au-delà des conventionnelles et sont les aimants les plus puissants dans l'industrie. Dans les véhicules électriques, il n'y a pas que les batteries qui contiennent des éléments rares et difficiles à recycler. Les aimants des machines électriques sont eux également composés de terres rares.

D'un autre côté, Les paramètres électriques qui caractérisent le modèle de la machine synchrone peuvent varier pendant le fonctionnement, à cause du phénomène de l'échauffement (stator et rotor) et la saturation magnétique. En effet, Une surchauffe de la machine peut entraîner une démagnétisation irréversible des aimants et peut encore causer la fonte des isolants entre les fils. Cependant, la connaissance en temps réel de la température interne de celle-ci apparaît comme la solution évidente, le fonctionnement de la machine, notamment pendant les régimes transitoires pouvant donc lui être adaptée.

La mauvaise connaissance et la variation des paramètres peuvent détériorer la réalisation et la performance de la commande. Il est donc nécessaire d'estimer les paramètres en temps réel. Le caractère essentiel du filtrage de Kalman étendu du fait qu'il est capable d'estimer simultanément les variables d'état et les paramètres du

système dynamique. En général, il est utile pour deux choses : la commande et le diagnostic du système [11], [13].

L'identification des paramètres de la machine est très importante d'un point de vue performance de la prédiction, analyse de simulation et l'application de la commande [14]-[19].

Pour la performance de la prédiction et l'analyse de simulation de la machine synchrone, les paramètres sont identifiés par des essais classiques. La méthode du filtrage de Kalman pour l'identification des paramètres permet de connaître les valeurs des paramètres (électriques et mécaniques) de la machine synchrone à aimants permanents.

Dans ce contexte, l'objectif de ce travail porte sur l'analyse du fonctionnement de la machine synchrone et à améliorer ces performances, sa disponibilité et à assurer le meilleur contrôle possible en couple.

Le travail réalisé durant ces années de thèse est présenté et structuré en trois chapitres comme suit :

Le premier chapitre présente un état de l'art synthétique allant des généralités sur les MSAP autopilotées et leurs différentes structures aux leurs modélisations séparément : la MSAP, l'onduleur de tension et leurs différents modes d'alimentation et de commande.

Dans le deuxième chapitre, une meilleure connaissance des paramètres dynamiques du système permet d'en optimiser la commande, nous présentons une méthode d'identification paramétriques testées sur le banc d'essai : l'algorithme de filtre de Kalman étendu a été utilisée pour l'identification de l'ensemble du système : paramètres électriques, mécaniques [20]-[25]. Dans la littérature, cette technique a souvent été appliquée à l'identification des paramètres mécaniques d'un système robotique [26]-[28]. Afin d'étendre et de valider cette méthode à l'estimation des paramètres électriques de la machine synchrone, une identification par l'algorithme de Kalman, réputée non-biaisée en présence de bruits de mesure est mise en œuvre.

Pour le troisième chapitre, la première partie est consacrée à la commande par flux orienté appliquée à une machine synchrone à aimants permanents alimentée en

courant. Nous présentons aussi la méthode indirecte de la commande par flux orienté, ceci nous permet d'obtenir un modèle analogue à celui du MCC qui est exploité pour le réglage de la vitesse ou la position, en utilisant un réglage classique (PI).

Et dans la deuxième partie, L'utilisation d'approximateurs universels, tels que les réseaux de neurones et les systèmes flous, dans la commande des systèmes non linéaire peut être interprétée comme une évolution naturelle des techniques de commandes. En effet, nous allons étudier les réseaux de neurones artificiels comme suit : on remplace le bloc (PI+FOC) par un seul réseau de neurone puis nous les appliquons pour la commande de la machine synchrone.

1. STRUCTURES ET MODELISATION DE LA MACHINE SYNCHRONE A AIMANTS PERMANENTS

1.1. Introduction

Au cours des dernières années, les machines à aimants permanents sont devenues de plus en plus répandues dans une large gamme d'applications grâce au progrès qu'a connu dans le domaine des matériaux magnétiques à base de terres rares, tels que les *Sm-Co* et *Nd-Fe-B*. Par conséquent, les nouveaux aimants permanents ont permis d'améliorer la performance dynamique, efficacité énergétique, le rendement et le facteur de puissance de ces machines par rapport aux machines traditionnelles. Les chaînes de traction, les véhicules électriques hybrides et l'aéronautique sont des domaines dans lesquels les machines à aimants permanents sont largement utilisées actuellement.

Les actionneurs de type machine synchrone à aimants permanents permettent d'atteindre des performances élevées en raison de la puissance massique importante de ce type de machine et de l'absence des limitations propres aux machines à collecteur [1]-[10].

Ce chapitre a pour but de présenter les différents éléments constitutifs du système ainsi leurs modélisations séparément : la MSAP, l'onduleur de tension et leurs différents modes d'alimentation et de commande.

1.2. Comparaisons des machines électriques

1.2.1. Machine asynchrone

La figure (1.1) illustre les composants d'une MAS à cage ou à rotor massif [11]. La machine asynchrone est un système non linéaire, multivariable, équivalente à un transformateur tournant, le flux crée par les courants du stator induit dans le rotor des courants qui produit à leur tour, un flux rotorique et l'interaction entre ces deux flux qui crée un couple.

Les avantages de ce type machine sont :

1. La machine est robuste
2. La fabrication assez simple

Par contre leurs inconvénients sont :

1. Le rendement est relativement faible à cause de la nécessité d'avoir des pertes au rotor pour générer du couple.
2. L'évacuation des pertes joules au rotor est difficile due au problématique de refroidissement.
3. Mauvais facteur de puissance

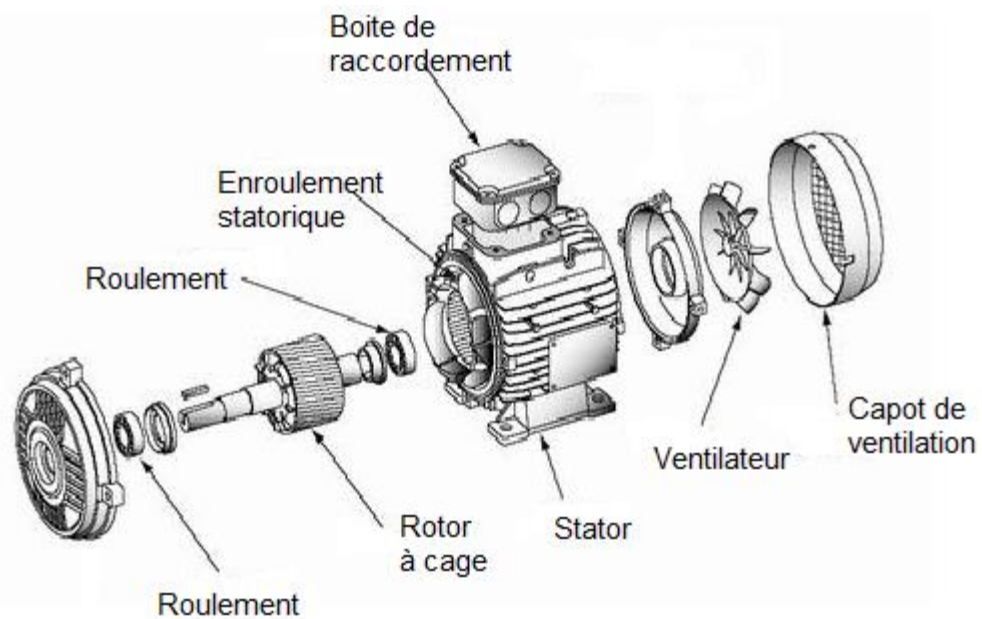


Figure 1.1. Structure d'une machine asynchrone

Afin de magnétiser le fer, il est nécessaire d'avoir de la puissance réactive, ce qui provoque un mauvais facteur de puissance et des pertes joules au stator relativement élevées.

En résumé, comparativement par leurs performances, les MAS se trouvent moins intéressantes par rapport aux machines synchrones [16].

1.2.2. La machine synchrone à rotor bobiné (MSRB)

La figure (1.2) présente le schéma d'une machine synchrone, avec ses composants essentiels, afin que nous pouvons bien voir le fonctionnement de cette machine. Le rotor du moteur est branché à une excitatrice à courant continu qui a pour fonction d'alimenter en courant continu le rotor du moteur. Le flux d'excitation est créé par ce courant qui circule dans les enroulements du rotor ; par la même le rotor est magnétisé et peut donc se synchroniser sur le champ tournant.

Cette machine est similaire à la machine à courant continu, la seule différence qui existe est la manière de commuter le courant ; commutation mécanique pour la MCC et commutation électronique pour la MSRB. Le contact glissant et l'usure des balais limitent le fonctionnement à vitesse élevée [12]-[16].

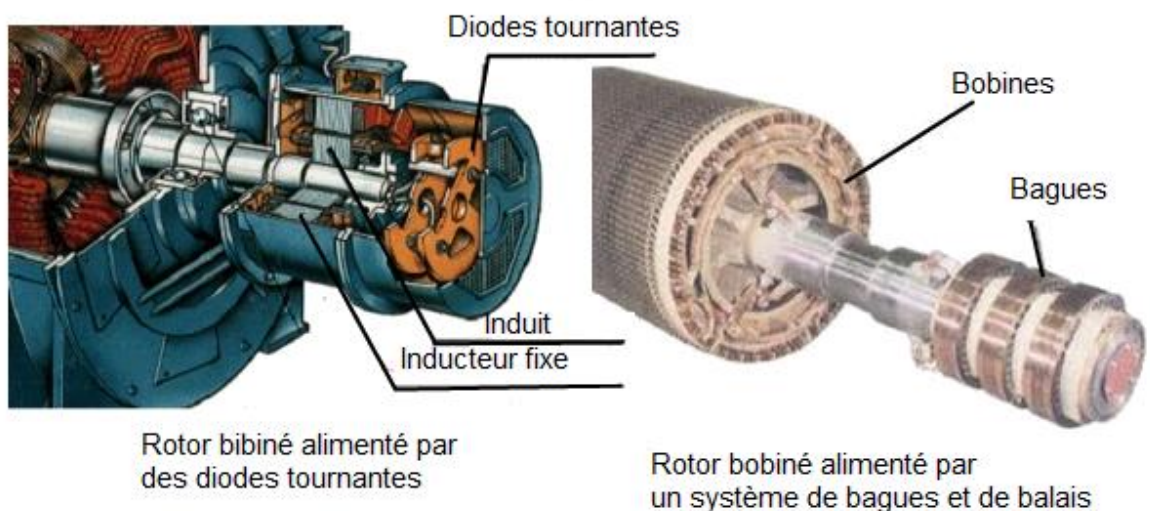


Figure 1.2. Machine synchrone à rotor bobiné

Les avantages de la MSRB sont :

1. Défluxage aisé par réduction de courant d'excitation,
2. Domaine d'exploitation plus large que les MSAP,

Par contre leurs inconvénients sont :

1. Rendement relativement plus faible que les MSAP à cause de perte au rotor
2. Contacts glissants qui limitent la vitesse de rotation,

3. Nombre de pôle limité,
4. Electronique de commande assez compliquée qui nécessite l'utilisation d'un capteur de position,
5. Rapport couple/masse relativement faible que pour les MSAP.

En résumé, à cause des pertes joules dans le rotor, les MSRB possèdent un rendement moins important que celles à la MSAP. En outre, pour une même gamme de puissance, les MSRB sont 30% plus lourdes que les MSAP [12].

1.2.3. Les machines synchrones à aimants permanents (MSAP)

La technologie moderne a été bouleversée par l'apparition sur le marché d'aimants de plus en plus performants. Les aimants à terres rares ont fait leur apparition sur le marché depuis longtemps, des terres rares sont utilisées pour maintenir l'aimantation à haute température.

Dans les véhicules électriques, il n'y a pas que les batteries qui comportent des éléments rares et difficiles à recycler. Les aimants utilisés pour les machines électriques sont eux aussi composés de terres rares. Ces aimants sont très appréciés par les constructeurs, puisqu'ils permettent une réduction importante du poids et de l'encombrement de la machine pour une même puissance, d'avoir des couples volumiques et massiques élevés et ils permettent de générer des courants statoriques élevés [16],

Les aimants à base de terres rares possèdent une induction rémanente importante, un champ coercitif élevée, c'est-à-dire une forte résistance à la démagnétisation, et ce même à haute températures permettent la réalisation des machines synchrones à aimants permanents très performantes. En effet la puissance électrique d'une machine à aimants permanents est directement proportionnelle à la densité d'énergie emmagasinée dans l'aimant [18].

Les avantages procurés par ces aimants permettent la réalisation des machines synchrones très performantes.

Quelques caractéristiques des aimants permanents donnés dans le tableau 1.1 ainsi dans la figure 1.3 qui montrent les performances magnétiques des différents types d'aimants. La supériorité des aimants NdFeB apparaît clairement, le seul inconvénient est leur coût relativement élevé [3].

Tableau. 1. 1. Caractéristiques magnétiques de différents types d'aimants.

	BH_{\max} (kJ/m ³)	B_r (T)	H_{cJ} (kA/m)	ρ (kg/m ³)	T_{\max} (°C)
Ferrites durs	8-35	0,2 à 0,4	170 à 250	4800	350
Sm-Co	140-240	1,0 à 1,05	900 à 2000	8300	250 à 350
NdFeB	200-380	1,2 à 1,5	900 à 2000	7400	140 à 210
Alnico	50-85	1,1 à 1,3	50 à 150	7300	500

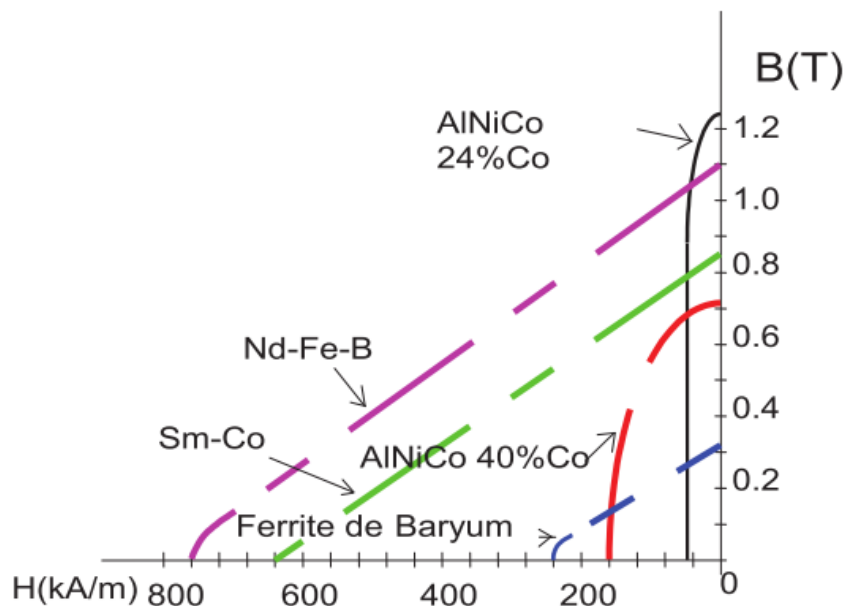


Figure 1.3. Les performances magnétiques pour différents types d'aimants

1.2.3.1. Structures et fonctionnement de la MSAP

Une machine synchrone à aimants permanents est une machine à courant alternatif constituée d'enroulements au stator et d'aimants permanents au rotor, dont

le fonctionnement est basé sur l'interaction entre le champ magnétique tournant créé par les courants injectés dans les trois phases du stator et le moment magnétique des aimants permanents du rotor, aligné avec son axe de rotation. Cette force d'attraction créée entre ces deux champs donne naissance au couple électromagnétique ce qui permet la rotation du rotor [9]. Cependant, si la rotation du champ tournant statorique se fait indépendamment de la position instantanée du rotor, telle que la machine synchrone classique, il y aura un risque d'instabilité ainsi la machine peut décrocher dans le cas d'un entraînement à vitesse variable ou dans le cas où la charge devient importante. Par conséquent, et afin d'éliminer ce risque et de stabiliser le comportement de la machine, la fréquence du convertisseur statique doit s'effectuer à la vitesse de rotation de manière à assurer le synchronisme ($\omega = \omega_r$), au moyen d'un capteur de position. Dans ce cas, on parle de machines synchrones autopilotées. Ce fonctionnement nécessite la détection de la position du rotor de la machine et une source d'alimentation à fréquence variable pouvant être synchronisée par rapport à une référence extérieure, dont l'architecture simplifiée est présentée à la figure (1.11).

Par ailleurs, une large variété des machines synchrones à aimants permanents ont été développés jusqu'à ce jour. Nous présentons quelques structures des machines synchrones à aimants permanents et leurs différents modes d'alimentation et de commande.

De nombreux critères permettent de distinguer les différentes structures des MSAP :

- La position du rotor : intérieure ou extérieure,
- La position des aimants : montés en surface ou insérés dans le rotor,
- Le sens du flux : radial (MSAPFR) (RF), axial (AF) ou transversal (TF),
- Le bobinage : réparti (distribué) ou concentré (dentaire).

1.2.3.1.1. La position du rotor

La figure (1.4) montre des machines à rotor interne et à rotor externe. Ce type de machine est couramment utilisé dans l'industrie. Son stator est similaire à celui d'une machine d'induction classique. Ainsi, deux structures peuvent exister, soit avec un rotor placé à l'intérieur ou à l'extérieur.

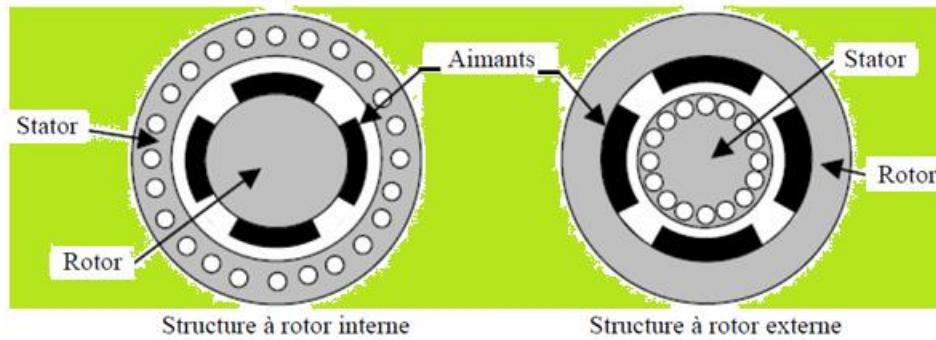


Figure 1.4. Exemple de structures à rotor interne et à rotor externe.

1.2.3.1.2. Le sens du flux

La figure (1.5) montre la structure de la machine synchrone à aimants permanents à flux radial (a) et à flux axial (b).

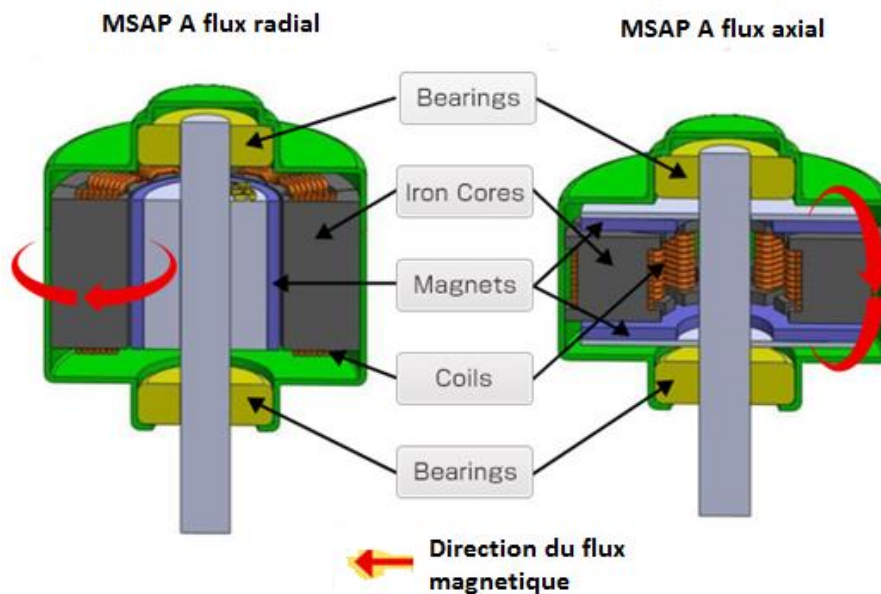


Figure 1.5. Machine synchrone à aimants permanents, (a) flux radial, (b) flux axial

La plupart des machines à aimant permanent qui existe aujourd'hui fonctionnent avec une topologie de flux radial comme indiqué dans la référence [14]. Dans ce type, le parcours de flux commence à un premier aimant permanent sur le rotor, puis passe à travers une première dent sur le stator, traverse ensuite radialement tout au long du stator, puis à travers une deuxième dent, pour finalement se fermer au deuxième aimant sur le rotor. En comparaison avec la topologie de flux axial, La figure (1.6)

montre le parcours du flux magnétique principal dans ce type de machine. Pour une paire de pôles et en commençant d'un pôle Nord de l'aimant, le flux principal traverse la section de l'aimant au rotor ainsi que l'entrefer axialement, pénètre dans les dents statoriques axialement et circulent latéralement dans le circuit magnétique statorique. Au niveau de pôle Sud statorique, le flux magnétique sort du stator, se dirigent axialement vers l'aimant permanent. Ensuite, il traverse le circuit magnétique rotorique tangentielllement et radialement pour revenir arriver au point de départ. Il est donc plus clair que, dans les machines à flux axial, le chemin du flux est beaucoup plus court que le flux radial. Cela entraîne une densité de puissance et une efficacité supérieures

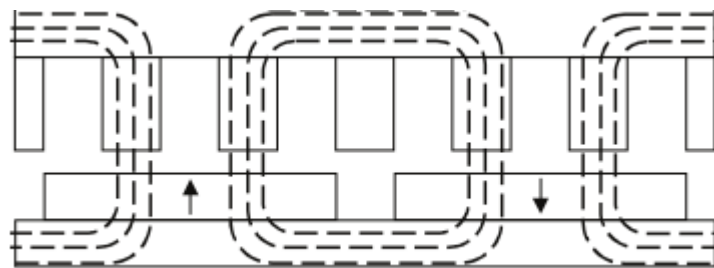


Figure 1.6. Parcours du flux dans la MSAP

1.2.3.1.3. Structures avec et sans pièces polaires

Dans la Figure (1.7), nous présentons la structure d'une machine synchrone à aimants permanents avec et sans pièces polaires.

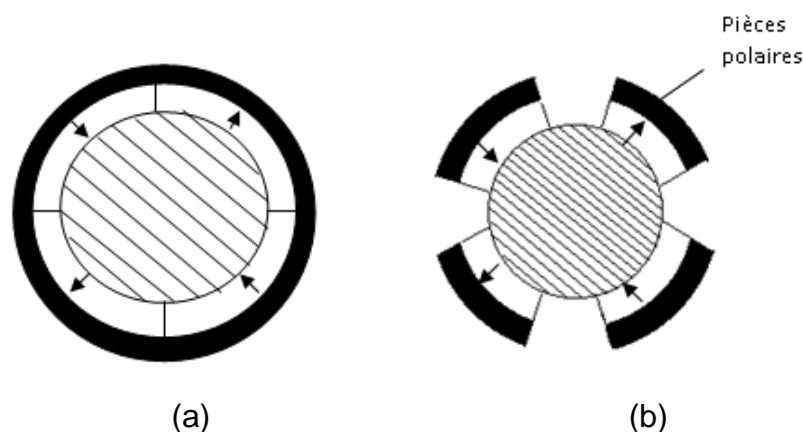


Figure 1.7. Structure d'une machine synchrone à aimants permanents
avec rotor sans pièces polaires, avec pièces polaires

Dans cette structure la MSAP avec rotor sans pièces polaires, les aimants sont placés dans l'entrefer à la surface du rotor comme indiquées dans la figure 1.7(a)

La perméabilité des aimants avoisine la perméabilité de vide (μ_0), le rotor se comporte d'un point de vue magnétique, comme un rotor lisse. L'inductance de l'induit est donc indépendante de sa position angulaire. Ainsi l'aimantation des aimants est généralement perpendiculaire à l'entrefer (figure 1.7a).

Dans la structure avec pièces polaires (APP) servent à la concentration du flux magnétique dans l'entrefer. Pour ce type de machine, il existe également plusieurs structures qui diffèrent selon le sens des aimants la pose des pièces polaires au rotor. L'aimantation est généralement radiale. Les figures (1.7. a-b) représentent des exemples de cette structure [15].

La différence principale entre les deux structures (SPP et APP) porte sur les caractéristiques de l'induit. En effet, l'inductance de l'induit n'est plus constante en fonction de la position du rotor pour la structure avec pièce polaire, alors nous pouvons distinguer une inductance dans l'axe longitudinal notée L_d , et une inductance dans l'axe transversal notée L_q .

Les structures avec pièces polaires provoquent l'existence d'un couple de réluctance qui s'ajoute au couple électromagnétique résultant du couplage rotor-stator; par conséquence, le couple est affecté dont les ondulations seront plus considérables.

1.2.3.1.4 La position des aimants

Les machines à aimants permanents peuvent être classées selon le positionnement des aimants, tel que montre la figure (1.8) suivante [13]:

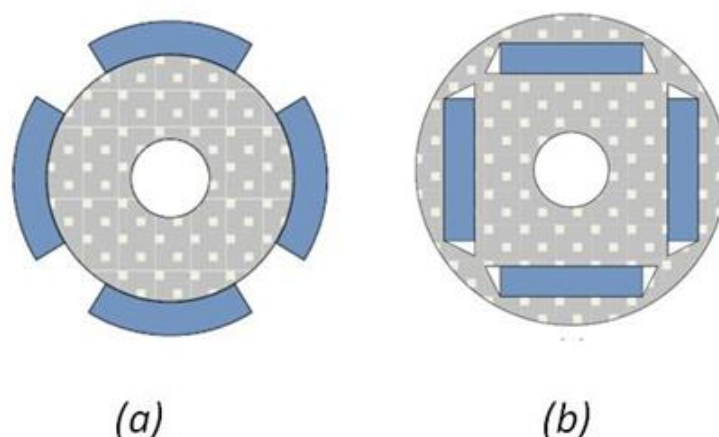


Figure 1.8 : (a) Aimants en surface, (b) Aimants enterrés.

- Aimants en surface : Les aimants permanents sont collés sur le rotor par la résine ou on peut les insérer dans des encoches faites au rotor.
- Aimants enterrés : Les aimants permanents sont enterrés dans le rotor comme indiqué dans la figure (1-8).
- Aimants à concentration de flux : Les aimants permanents sont disposés de telle sorte qu'il existe une concentration du flux dans l'entrefer plus grand que le flux magnétique de chaque aimant.

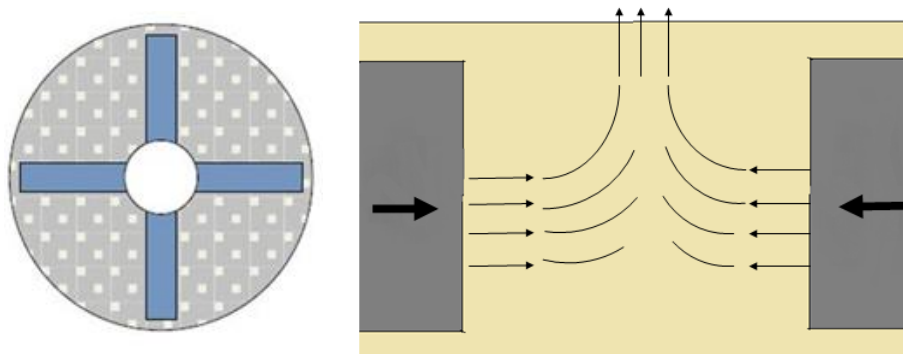


Figure 1.9. Effet de la concentration du flux, le flux des deux aimants va tout à l'entrefer

Comme l'indique [5], les Machines à Aimants Permanents en Surface ont une bonne efficacité et un bon couple. Elles ont un flux des fuites supérieur à celles des Aimants Permanents Enterrés.

1.2.3.1.5 Le bobinage

Selon la méthode de réalisation du bobinage, on peut en distinguer deux catégories : le bobinage distribué (réparti) (fig.1.10(a)) et le bobinage concentré (fig.1.10(b)) [19].

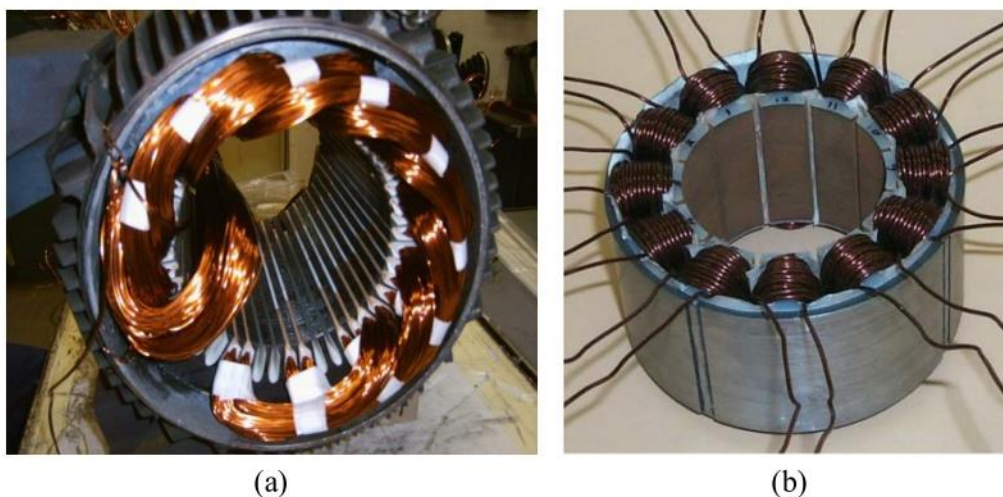


Figure 1.10. *Bobinage : distribué (a) et concentré (b) [20]*

Pour le premier type (le bobinage distribué), c'est la technique la plus utilisée dans l'industrie. Son principal avantage est que le champ magnétique est réparti dans l'entrefer d'une forme quasi-sinusoïdale. Par conséquent, elle augmente la capacité du bobinage à récupérer le flux rotorique et donc de réduire les fuites du flux. Par ailleurs, le bobinage distribué est recommandé dans les applications à grande vitesse, où le nombre de paires de pôles réduit est nécessaire. L'inconvénient principal de cette structure de bobinage est la masse volumique importante perdue de cuivre, notamment dans les têtes de bobines, lors de son montage.

Pour le second type (le bobinage concentrique) est une technique ancienne qui consiste à entourer chaque dent par un enroulement et par la suite relier les bobinages de la même phase en série ou en parallèle. Cette technique de bobinage offre beaucoup d'avantages, par rapport à la première, concernant la réduction des têtes de bobines et donc le volume de cuivre à utiliser, sa réalisation est simple et son efficacité est supérieure pour le même couple. Ce type de bobinage est bien adapté dans les applications à grande puissance.

1.2.3.2. L'entraînement des machines synchrones

L'entraînement d'une machine synchrone à vitesse variable n'est envisageable qu'à partir d'une alimentation par convertisseur statique. La machine synchrone peut être alimentée en tension ou en courant selon la grandeur qu'on impose à l'entrée de l'ensemble convertisseur-machine.

Le convertisseur statique de base, le plus utilisée actuellement pour l'alimentation des machines alternatives est l'onduleur de tension à modulation de largeurs d'impulsions (figure 1.11).

Afin d'améliorer les performances de cette machine (la dynamique du couple), on peut contrôler le courant, à partir d'un convertisseur statique alimenté par une source de tension [19].

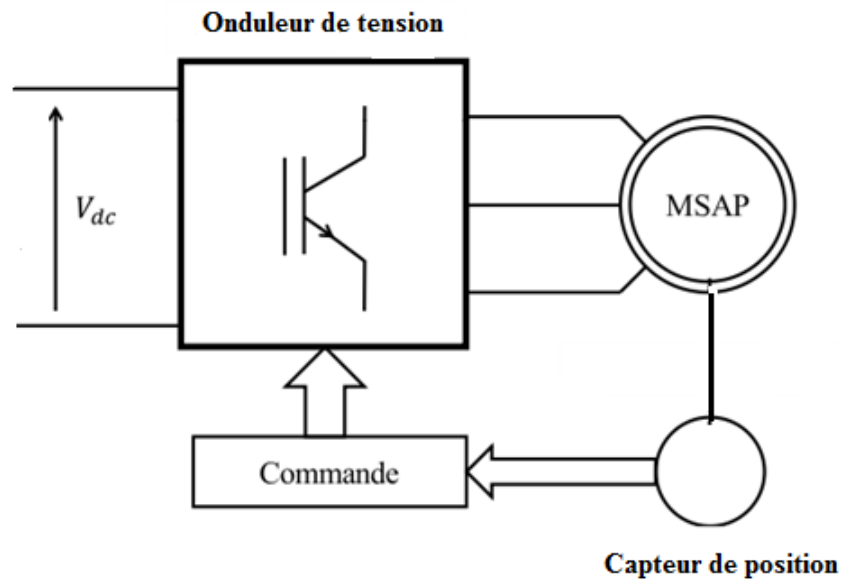


Figure 1.11. Architecture simplifiée de l'alimentation de la machine synchrone par onduleur

Le principe de fonctionnement de ce convertisseur est basé sur la fermeture et l'ouverture des interrupteurs à partir des comparaisons des courants réels circulant dans les phases du moteur à des courants de référence. Il s'agit alors d'une alimentation en tension avec commande en courant. Deux stratégies de régulation de courant peuvent être appliquées [19] :

- Contrôle des courants par un régulateur linéaire ou non linéaire associé à un onduleur de tension qui fonctionne par le système en modulation de largeur d'impulsion (MLI).
- Contrôle des courants par un régulateur à hystérésis.

1.2.3.3. Modélisation du machine synchrone à aimants permanents

L'étude du comportement d'une machine électrique nécessite, avant tout, une bonne connaissance de son modèle dynamique afin de bien prédire, par voie de simulation, son comportement dans les différents modes de fonctionnement envisagés.

L'étude analytique des ensembles machines tournantes-convertisseurs statiques commandés ne peut s'envisager qu'à travers des hypothèses simplificatrices, cela est dû à plusieurs raisons telles que: ordre élevé des équations qui régissent leur fonctionnement, non-linéarité du système

En outre, la machine synchrone à aimants permanents alimentée par l'ensemble source de tension-onduleur à transistors à modulation de largeurs d'impulsions contrôlé en courant est étudiée.

Dans cette partie, nous présentons la modélisation de chaque bloc constituant l'ensemble du système, ainsi que leur mise sous forme d'équations d'état en vue de la simulation de notre système.

1.2.3.3.1. Hypothèses simplificatrices

La machine étudiée dans ce travail est une machine synchrone à aimants permanents de type Sm-Co, triphasée, symétrique, et dont les aimants sont disposés sur la surface du rotor. Le neutre est isolé et la somme instantanée des courants de phase est nulle. Par conséquent, le courant homopolaire n'existe pas.

La modélisation de la machine nécessite certaines hypothèses simplificatrices suivantes [19]:

- le circuit magnétique est supposé non saturé, ce qui permet d'avoir des relations linéaires entre les flux et les courants.
- les pertes fer et l'effet amortisseur sont négligés.
- la perméabilité des aimants est prise comme voisine de celle de l'air. En conséquence, les inductances de la machine sont constantes et indépendantes de la position du rotor.
- les ampères-tours sont considérés distribués sinusoïdalement tout au long de l'entrefer ; les harmoniques d'espace sont négligés.

La figure (1.12) décrit la structure générale d'une machine synchrone, bipolaire à aimants permanents. Par convention, le rotor est lié au deux axes caractéristiques :

- l'axe d'aimantation rotorique, noté d, ou encore l'axe direct (longitudinal).
- l'axe interpolaire q, on dit aussi l'axe quadrature ou transversal. Il est déphasé de $\pi/2$ avant sur l'axe d.

1.2.3.3.2. Mise en équations dans l'espace des phases

Dans cette partie, les machines synchrones que nous étudions sont munies au rotor d'un système d'aimants assurant une répartition d'induction sinusoïdale dans l'entrefer. L'impact de ce système d'aimants peut être assimilé à celui d'un bobinage alimenté par un courant continu constant comme indiqué à la figure 1.12.

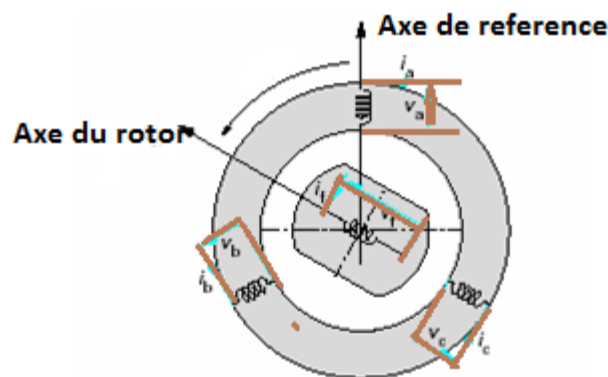


Figure 1.12. Représentation symbolique d'une machine synchrone bipolaire

Nous considérerons donc le modèle de la machine synchrone à rotor bobiné, le courant d'excitation i_f est constant dans les équations, les tensions, flux et courants statoriques triphasés, sont écrits avec les notations vectorielles suivantes $V_{a,b,c}$, $i_{a,b,c}$ et $\theta_{a,b,c}$. Lorsque nous voudrions écrire un quelconque de ces trois vecteurs, on le notera $X_{a,b,c}$. Respectivement, les mêmes grandeurs pour le rotor (excitation monophasée), sont notées : v_f et i_f . Les relations qui existent entre ces différentes grandeurs sont succinctement rappelées ci-après.

1.2.3.3.2.1. Equations électriques

Les équations des tensions s'écrivent sous la forme matricielle comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_a \\ \phi_b \\ \phi_c \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

Avec $V_{a,b,c}$, $\phi_{a,b,c}$ et $i_{a,b,c}$ sont les tensions, flux et courants statoriques triphasés respectivement.

On néglige la saturation dans le circuit magnétique, le flux sont liés aux courants par:

$$\begin{bmatrix} \phi_a \\ \phi_b \\ \phi_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & 0 \\ 0 & L_{sc} & 0 \\ 0 & 0 & L_{sc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \phi_f \begin{bmatrix} \cos(\theta) \\ \cos(\theta - 2\pi/3) \\ \cos(\theta - 4\pi/3) \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

Avec :

$L_{sc} = L_{s0} - M_{s0}$: inductance cyclique propre.

L_{s0} , M_{s0} sont les inductances propres et mutuelles et ϕ_f : flux des aimants.

1.2.3.3.2.2. Equation mécanique

La conversion de l'énergie électrique en énergie mécanique dans les machines synchrones est régie par l'expression suivante :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = P(C_{em} - C_r) - f \Omega \quad (1.3)$$

où Ω , C_r , J et f sont respectivement la vitesse de rotation, le couple de charge, le moment d'inertie, et le coefficient de frottements visqueux de la machine.

1.2.3.3.2.3. Transformation de Park

Pour un système de trois enroulements disposées à 120° l'un de l'autre et parcourus par des courants triphasés i_a , i_b , et i_c (figure 1.12), les grandeurs mutuelle-inductance entre les phases statoriques et rotoriques sont toujours variables en fonction du temps.

Afin de contourner cette difficulté, nous introduisons une transformation de variable non linéaire appelée transformation de Park dont l'avantage principal est de transformer les grandeurs sinusoïdales et équilibrées de la machine en grandeurs constantes dans ce repère

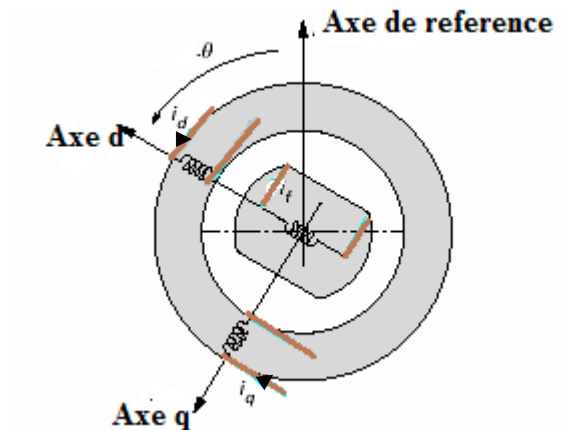


Figure 1.13. Machine équivalente au sens de Park.

La position du rotor est indiquée par l'angle θ que fait son axe d avec l'axe immobile de la phase a du stator.

$$\theta = \Omega.t + \theta_0 \quad (1.4)$$

Il est donc plus commode de transformer les équations de la machine dans un référentiel lié au rotor correspondant ainsi aux variables de modèle de Park. On obtient alors la transformation (1.5) qui permet d'obtenir le vecteur de tensions ou de courant pour le système d'axe dq à partir du système triphasé abc , Cette transformation, notée $[P(-\theta)]$, est la suivante :

$$\begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_d \\ X_q \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

« X » représente soit un courant soit une tension, soit un flux. Les indices d et q désignent les nouvelles variables du référentiel de Park. La transformation inverse notée

$[P(-\theta)]^{-1}$, est la suivante

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

Les équations (1.2), deviennent alors sous la forme suivante dans le référentiel de Park

$$\begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + L_d s & -\omega L_q \\ \omega L_d & R_s + L_q s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega \phi_f \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

1-3-2-4 Calcul du couple électromagnétique (C_{em})

La connaissance du couple électromagnétique de la machine C_{em} est primordiale pour la commande de la machine. L'équation de la puissance instantanée $P(t)$, peut être développée pour le stator, dans le repère (d,q) :

$$P(t) = V_d \cdot i_d + V_q \cdot i_q \quad (1.8)$$

La puissance électrique absorbée donnée sous la forme:

$$P(t) = R_s (i_d^2 + i_q^2) + L_d \cdot i_d \cdot \frac{di_d}{dt} + L_q \cdot i_q \cdot \frac{di_q}{dt} + \omega \cdot (L_d - L_q) \cdot i_d \cdot i_q + \omega \cdot \phi_f \cdot i_q \quad (1.9)$$

Alors nous pouvons en déduire l'expression du couple électromagnétique

$$C_{em} = \frac{3}{2} P((L_d - L_q) \cdot i_d \cdot i_q + \phi_f \cdot i_q) \quad (1.10)$$

La machine étant à pôles lisses, cette équation devient :

$$C_{em} = \frac{3}{2} P(\phi_f \cdot i_q) \quad (1.11)$$

A partir des expressions (1.7) et (1.10), nous pouvons obtenir le schéma bloc de la figure (1.14).

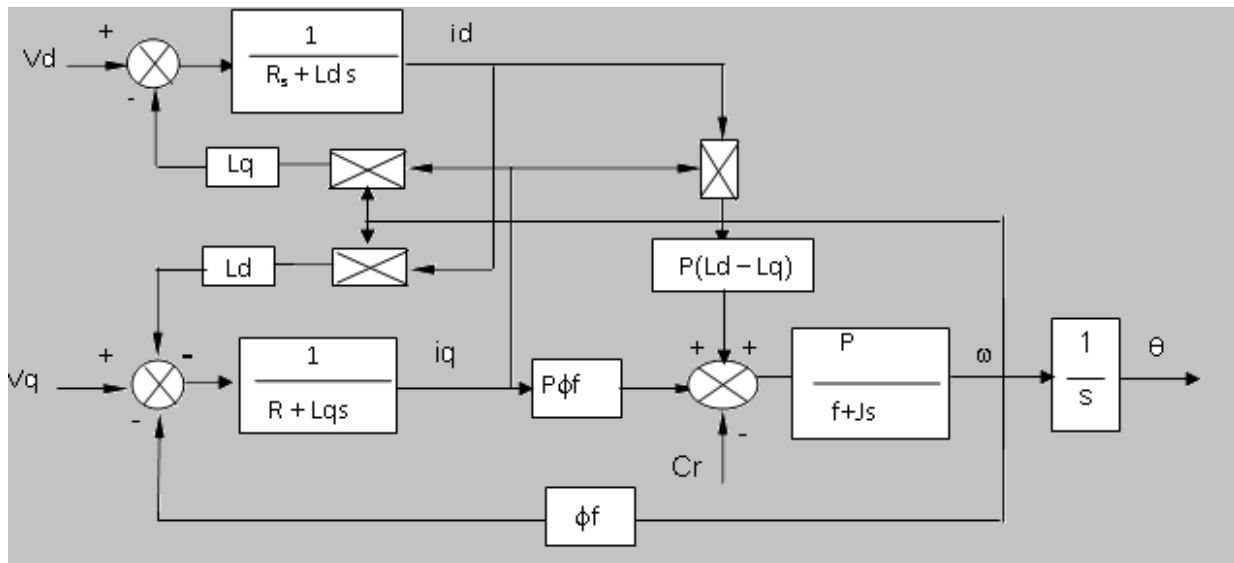


Figure 1.14. Représentation schématique de la MSAP

La figure (1.14) représente le schéma bloc de la machine synchrone à aimants permanents qui peut être exploité pour développer des algorithmes de commande.

1.2.3.4. Modélisation du convertisseur statique

L'alimentation de la machine synchrone se fait par un convertisseur statique composé de trois étages : un redresseur connecté directement au réseau triphasé, un filtre qui permet de réduire les ondulations du courant et de la tension, et un onduleur qui a pour but d'alimenter la machine par un système de tensions alternatives à fréquence variable.

Afin de réduire l'effet des harmoniques, qui perturbent le fonctionnement de la machine, l'onduleur est piloté par une des techniques de modulation de largeur d'impulsions (MLI).

La structure générale de l'alimentation est donnée à la figure (1.15).

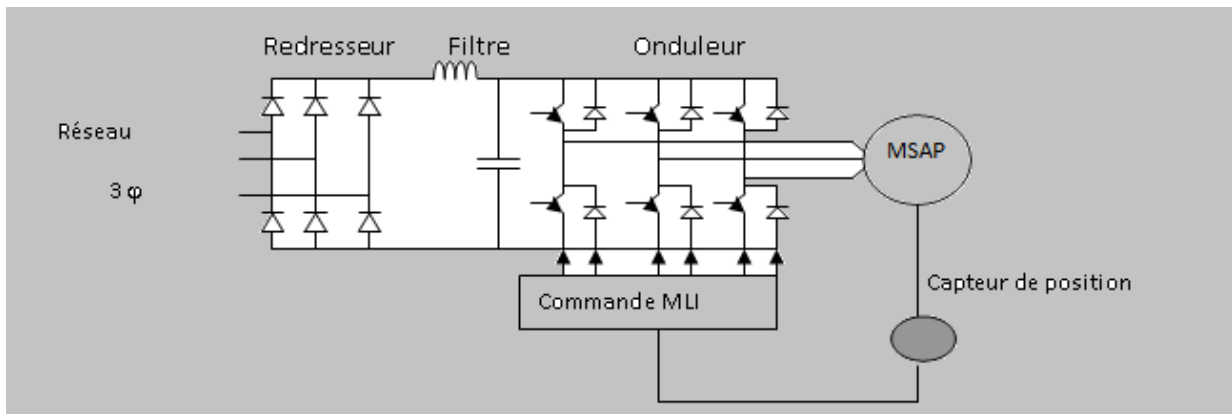


Figure 1.15. Structure générale de l'alimentation de la MSAP

1.2.3.4.1. Modélisation du redresseur

Le redresseur est un pont de Graëtz triphasé à diodes (figure 1.16).

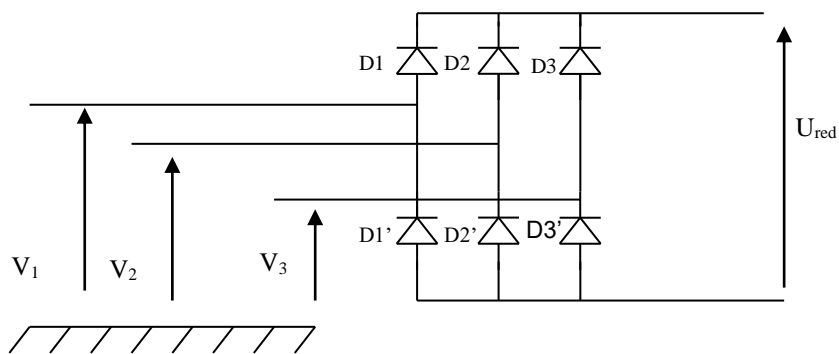


Figure 1.16. Schéma représentatif d'un redresseur à diodes

La séquence de conduction des diodes:

$$D_i \text{ conduit si } V_i = \max(V_j), \quad j = 1, 2, 3; \quad i = 1, 2, 3 \quad (1.12)$$

$$D'_i \text{ conduit si } V_i = \min(V_j), \quad j = 1, 2, 3; \quad i = 1, 2, 3$$

Pour chaque bras du redresseur à diodes, des fonctions logiques de connexion G_i et G'_i ($i=1,3$) sont définies comme suit :

$$G_i = \begin{cases} 1 & \text{si } D_i \text{ conduit} \quad (i = 1,2,3) \\ 0 & \text{si } D'_i \text{ conduit} \quad (i = 1,2,3) \end{cases} \quad (1.13)$$

$$G'_i = \begin{cases} 1 & \text{si } D'_i \text{ conduit} \quad (i = 1,2,3) \\ 0 & \text{si } D_i \text{ conduit} \quad (i = 1,2,3) \end{cases} \quad (1.14)$$

La tension de sortie U_{red} est exprimée comme suit:

$$U_{red} = (G_1 - G_1') \cdot V_1 + (G_2 - G_2') \cdot V_2 + (G_3 - G_3') \cdot V_3 \quad (1.15)$$

1.2.3.4.2. Modélisation du filtre

Pour réduire les ondulations de la source de tension continue, nous introduisons à l'entrée de l'onduleur un filtre LC. La figure (1.17) représente ce filtre.

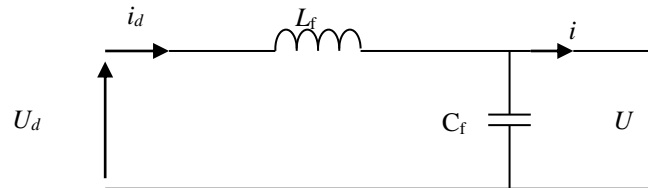


Figure 1.17. Schéma du filtre

Les équations du filtre sont exprimées comme suit :

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = \frac{1}{L_f} \cdot (U_d - U) \\ \frac{dU}{dt} = \frac{1}{C_f} \cdot (i_d - i) \end{cases} \quad (1.16)$$

Le filtre est caractérisé par sa fréquence de résonance :

$$\omega_0 = \frac{1}{\sqrt{L_f C_f}} \quad (1.17)$$

Afin de limiter les harmoniques d'ordre élevé provoqués par l'onduleur, nous introduisons un filtre passe-bas, dont la pulsation ω_0 est nettement supérieure à la pulsation d'utilisation [19].

1.2.3.4.3. Modélisation de l'onduleur

L'onduleur est un convertisseur statique permettant la conversion continu-alternatif, il comporte six transistors shuntés en anti-parallèle par des diodes de récupération en renvoyant le courant négatif vers le condensateur de filtrage mis à l'entrée de l'onduleur (figure 1.15).

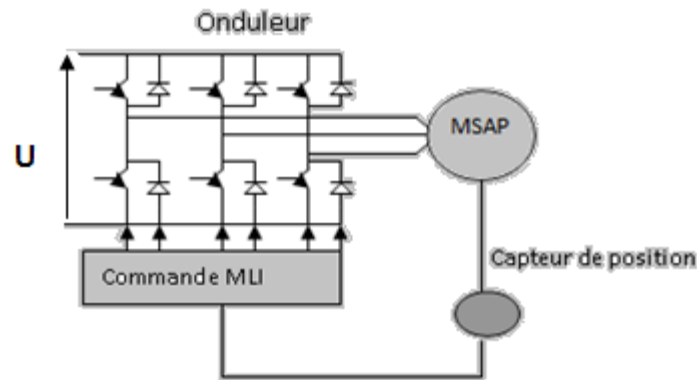


Figure 1.18. Schéma de principe de l'onduleur de tension

Nous supposons la commutation des composants électriques est instantanée (composants parfaits). Pour simplifier l'étude, nous introduisons à chaque bras de l'onduleur, une fonction logique $F_i (i=1,2,3)$ qui est la sortie du modulateur M.L.I [10].

Les fonctions logiques sont donc définies comme suit :

$$F_i = \begin{cases} +1 & \text{si } K_i \text{ est fermé et } K'_i \text{ ouvert} \\ -1 & \text{si } K'_i \text{ est fermé et } K_i \text{ ouvert} \end{cases} \quad (1.18)$$

Les tensions de ligne fournies par l'onduleur sont :

$$\begin{cases} U_{ab} = \frac{U}{2} \cdot (F_1 - F_2) \\ U_{bc} = \frac{U}{2} \cdot (F_2 - F_3) \\ U_{ca} = \frac{U}{2} \cdot (F_3 - F_1) \end{cases} \quad (1.19)$$

La relation imposée par la machine aux tensions de phase s'exprime par :

$$V_a + V_b + V_c = 0 \quad (1.20)$$

En tenant compte de cette relation, nous pouvons déduire les tensions simples :

$$\begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} = \frac{U}{6} \cdot \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \end{bmatrix} \quad (1.21)$$

1.2.3.4.4. Modélisation du modulateur M.L.I

La *MLI* est une méthode qui présente deux avantages primordiaux :

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

Afin de générer une source de tension la plus sinusoïdale possible, différentes stratégies (MLI) ont été proposés. Parmi ces stratégies de commande nous pouvons citer :

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

La figure (1.19) décrit le schéma fonctionnel du modulateur triphasé à M.L.I. Les fonctions logiques peuvent être déterminées par l'intersection du signal de la tension de commande avec la porteuse.

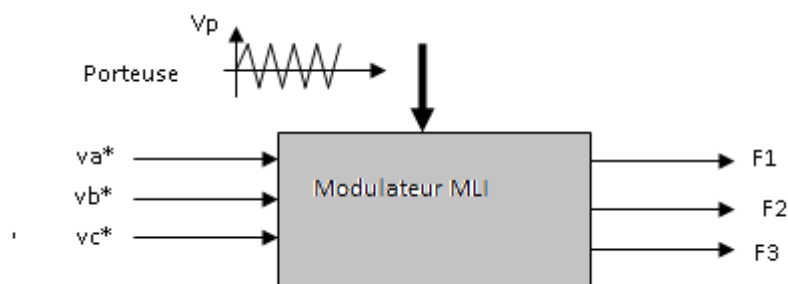


Figure 1.19. Schéma- bloc du modulateur M.L.I

1.2.3.4.4.1. Stratégie de commande par hystérésis en courant

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

commande des interrupteurs de l'onduleur. La figure (1.20) explique en détail le principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant.

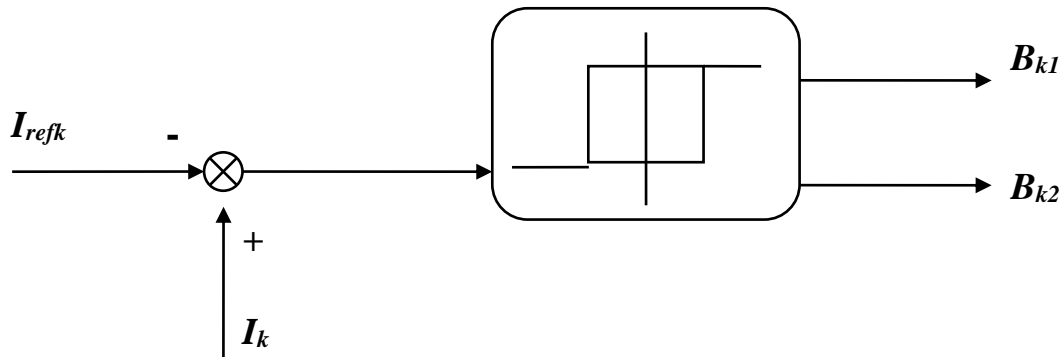


Fig 1.20. Principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant

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

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

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

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

Les courants de référence pour l'onduleur triphasé alimentant la charge triphasée sont donnés par le système (1.22) suivant :

$$\begin{cases} I_{ref1} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi) \\ I_{ref2} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 2\pi/3) \\ I_{ref3} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 4\pi/3) \end{cases} \quad (1.22)$$

L'algorithme de la commande par hystérésis en courant se résume pour un bras k (B_k) de l'onduleur triphasé par le système (1.23).

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

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } (\varepsilon_k \geq \Delta i) \Rightarrow B_{k1} = 0 ; \\ \text{Si } (\varepsilon_k \leq -\Delta i) \Rightarrow B_{k1} = 1 ; \end{array} \right. \quad (1.23)$$

Si non la commande des semi-conducteurs reste inchangée.

1.2.3.5. Principe de l'autopilotage des machines synchrones

En général, pour l'autopilotage des machines tournantes, une commande vectorielle est souvent employée avec deux boucles intégrées : un régulateur de vitesse et un régulateur de courant [12].

1.2.3.5.1. Régulateur de courants

Afin d'assurer un meilleur suivi des références i_{dref} et i_{qref} dans le repère de Park, comme indiqué dans la figure (1.21), deux régulateurs PI sont conçus et réglés pour cet objectif. Le régulateur de vitesse (également un PI) fournit les courants de référence. Les tensions de référence v_{abc} sont déterminées par le régulateur de courant et le bloc MLI génère les signaux de commande pour piloter l'onduleur.

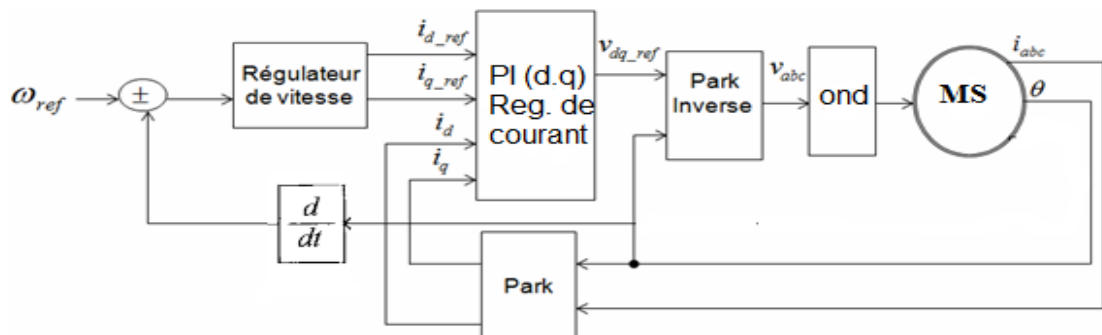


Figure 1.21. Régulateur de courant

Un correcteur de courant PI est écrit comme suit:

$$c(s) = k_p \left(1 + \frac{k_i}{s}\right) \quad (1.24)$$

où k_p est le gain proportionnel, k_i le gain intégral. Le rôle de l'action proportionnelle est d'améliorer la rapidité du système et permet aussi d'ajuster la qualité de la réponse transitoire. Ainsi pour l'action intégrale, permet d'avoir une erreur statique nulle en régime permanent. En effet, par évidence, la performance de régulation dépend du réglage des gains du PI, les variations naturelles des paramètres électriques deviennent une tâche compliquée, la résistance, les inductances du stator et le flux magnétique varie avec la vitesse, le niveau de saturation et la température. En outre, il n'y a pas de modèles de système plus fiables et robustes qui peuvent être utilisés pour la mise à jour et en ligne de ces paramètres. Ainsi, pour un contrôle efficace, les gains du PI doivent être réglés pour assurer un fonctionnement selon le cahier des charges. Ses performances peuvent être déterminées en termes de temps de réponse, de dépassements.

1.2.3.5.2. Régulateur de vitesse

Un régulateur est nécessaire pour transformer correctement la référence mécanique de vitesse en référence électrique de courant (Figure 1.22).

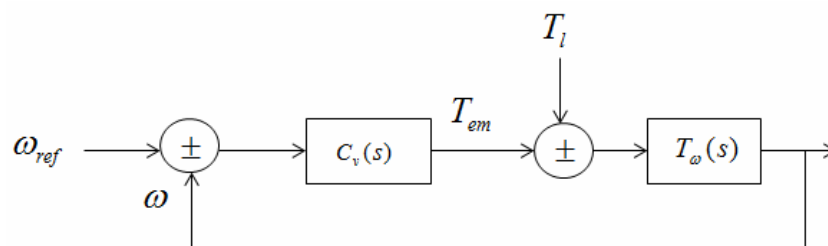


Figure 1.22. Régulateur de vitesse

Le régulateur de vitesse est exprimé comme suit:

$$c(s) = k_p \left(1 + \frac{1}{T_i s}\right) \quad (1.25)$$

1.3. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié les différents éléments constitutifs d'une machine synchrone à aimants permanents alimentée par un onduleur de tension régulé en courant.

Ainsi nous avons présenté les différentes structures de machines synchrones à aimants permanents, par la suite nous avons étudié leurs modes d'alimentation et de commande en courant (commande à M.L.I et à hystérésis). Ces différents éléments du système ainsi sont ensuite modélisés séparément : la MSAP selon le modèle de Park, l'onduleur de tension avec sa modulation de la largeur d'impulsions, les capteurs, en vue d'une simulation numérique pour chaque élément de l'actionneur synchrone.

Nous allons également développé dans le chapitre suivant une nouvelle approche de l'identification des paramètres de la machine synchrone à aimants permanents triphasée couplée en étoile. La méthode prend en considération toutes les contraintes mentionnées de la MSAP. Elle peut être aisément étendue aux machines synchrones avec excitation électrique. Elle est simple et facile d'utilisation et n'exige aucune alimentation spéciale ou de logiciel spécialisé d'identification. Elle utilise des tests statiques classiques et permet d'identifier tous les paramètres électriques et mécaniques nécessaires à l'étude du comportement de la machine en régimes dynamiques et en régimes permanents

2. IDENTIFICATION DES PARAMETRES DE LA MACHINE SYNCHRONE A AIMANTS PERMANENTS

2.1. Introduction

L'identification, c'est l'opération de détermination des caractéristiques dynamiques d'un système dont la connaissance de paramètres est nécessaire pour la conception et la mise en œuvre d'un système de régulation performant et efficace.

Récemment, des algorithmes d'identification performants, ayant une structure récursive adaptée aux problèmes d'identification de paramètres en temps-réel et leur mise en œuvre sur ordinateur, ont été développés.

Par comparaison avec le filtrage ordinaire, Le filtrage de Kalman étendu comporte une mise à jour récursive des paramètres (coefficients) du filtre permettant d'estimer les paramètres de la machine synchrone à aimants permanents. Cet algorithme a une formulation récursive, cela signifie que la nouvelle valeur des paramètres est égale à la valeur précédente plus un coefficient de correction qui dépendra des dernières mesures (donnée).

Cette approche moderne pour l'identification des modèles de procédé permet d'éliminer tous les défauts des méthodes classiques ainsi elle fournit aussi d'autres avantages telle que :

- Poursuite (tracking) des variations des paramètres du système en temps réel, permettant un réajustement des régulateurs pendant le fonctionnement.
- Identification des modèles de perturbation,
- Modélisation des bruits en vue de leur suppression,

Ce chapitre est consacré au développement de divers modèles d'identification des paramètres physiques de la machine synchrone triphasée par le filtrage de Kalman étendu.

2.2. Méthodes d'optimisation paramétrique

Ces méthodes consistent à trouver les meilleures valeurs des paramètres au sens de l'optimisation d'un critère donné.

Si la formulation du critère conduit à une expression linéaire par rapport aux paramètres, alors la formulation analytique est fournie par l'estimation des moindres carrés.

Par contre si la formulation du critère conduit à une expression non linéaire par rapport aux paramètres, la solution est approchée par des algorithmes itératifs dits de "programmation non linéaire" tels que les méthodes de Maquard, Newton, Gauss etc.

Lorsque la structure du modèle est choisie, la détermination des paramètres du modèle peut se faire suivant deux méthodes: celle basée sur l'erreur de sortie et celle basée sur l'erreur d'équation ou de prédiction (figures 2.1 et 2.2). [11]

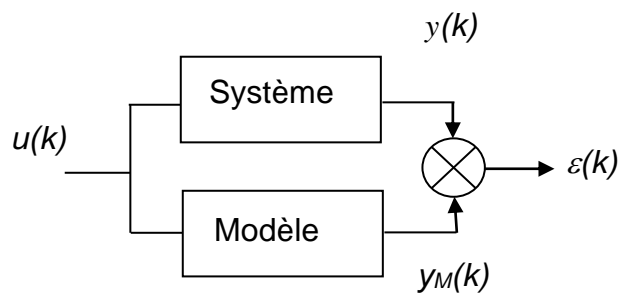


Figure 2.1: Erreur de sortie $\varepsilon(k)$

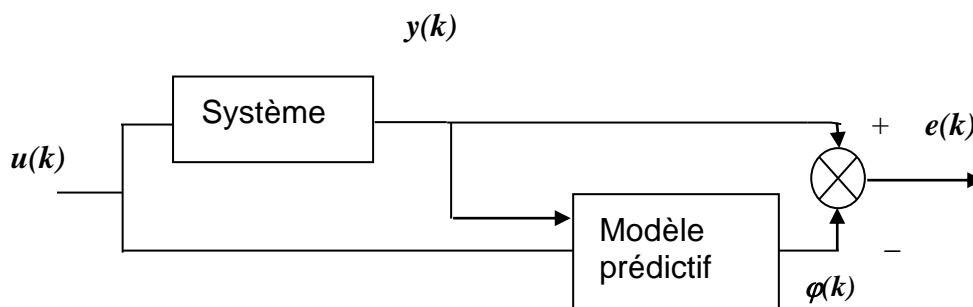


Figure 2.2: Erreur de prédiction $e(k)$

2. 2.1. Méthode basée sur l'erreur de sortie

Cette méthode consiste à déterminer un algorithme de recherche des valeurs des paramètres minimisant un critère sur l'erreur de sortie (voir figure 2.3) définie par:

$$\varepsilon(i) = y_M(i) - y(i) \quad (2.1)$$

La minimisation de cette erreur de sortie va déboucher en pratique sur la minimisation d'une fonction non linéaire et l'une des plus grandes difficultés de mise en œuvre de l'identification sera le choix de la méthode de minimisation basée sur la programmation non- linéaire comme la méthode du gradient, de Gauss-Newton ou celle de Hook et Jeeves. [12].

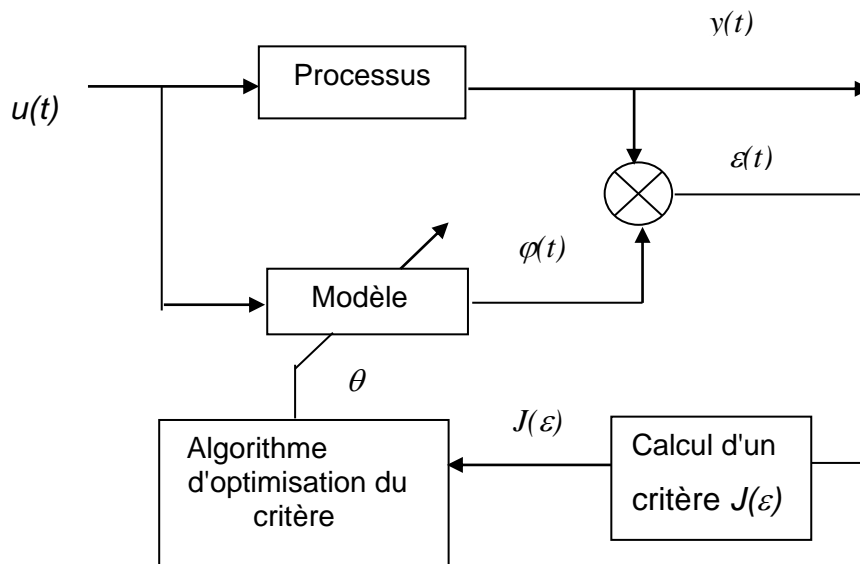


Figure 2.3. Principe de la méthode basée sur l'erreur de sortie

L'avantage de cette méthode réside dans le fait que les algorithmes de programmation non linéaire permettent de résoudre, en principe, n'importe quel problème non linéaire, cette méthode est donc parfaitement adaptée à l'estimation des paramètres d'un modèle de connaissance avec relevés expérimentaux effectués à des instants quelconques [12].

2.2.2. Méthodes basées sur l'erreur de prédiction

Ces méthodes, appelées aussi méthodes des moindres carrés, partent du principe qui considère l'erreur d'équation $e(k)$ (résidu) comme un bruit de mesure entre la sortie réelle et la sortie prédite, (fig.2.3)

L'avantage de ces méthodes est d'être relativement simple à mettre en œuvre et de pouvoir être implantées en temps réel sur ordinateur sous forme récursive.

En contre partie leur usage est réservé à l'étude des modèles conduisant à une relation (dite de régression linéaire) entre les mesures (permettant de construire M et H), les bruits (regroupés dans le vecteur ε) et le vecteur θ des paramètres inconnus. [11].

$$M = H\theta + \varepsilon \quad (2.2)$$

avec :

$$M = \begin{pmatrix} M_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ M_n \end{pmatrix} \text{ (vecteur de mesures), } H = \begin{pmatrix} H_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ H_n \end{pmatrix} \text{ (matrice d'observation)}$$

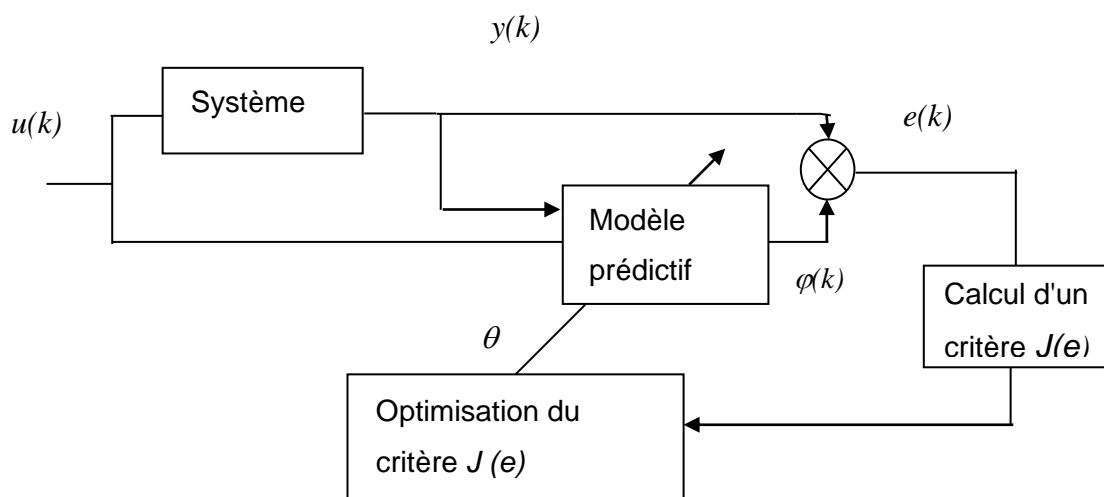


Figure 2.4. Principe de la méthode basée sur l'erreur de prédiction

Où : $u(k)$ est le vecteur d'entrée du système, $y(k)$ le vecteur de sortie, θ est le vecteur de paramètres estimés et $e(k)$ est le vecteur d'erreur de sortie du modèle.

2.2.3. Filtre de Kalman étendu

Estimation de paramètres en temps réel

Considérons maintenant un système décrit par le modèle à temps discret suivant [3], [20] :

$$\begin{aligned} X_{t+1} &= f(X_t, U_t, p_t) + V_t, \\ X_0 &= X_0(p_0), \\ Y_t &= h(X_t, p_t) + W_t \end{aligned} \quad (2.3)$$

Où : X_t est le vecteur d'état du système, U_t est le vecteur de commande, Y_t est le vecteur de sortie, V_t est le bruit d'état et W_t est le bruit de mesure, telles que les composantes du système échantillonnées à la période T_e .

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

$$X_t^e = \begin{bmatrix} X_t \\ p_t \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

A condition de bien choisir une équation d'évolution pour les paramètres, comme :

$$p_{t+1} = p_t + V_t^p, \quad (2.5)$$

Nous pouvons écrire l'évolution de l'état étendu sous la forme suivante :

$$X_{t+1}^e = \begin{bmatrix} f(X_t, U_t, p_t) \\ p_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_t \\ V_t^p \end{bmatrix} = f^e(X_t^e, U_t) + V_t^e \quad (2.6)$$

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

L'équation d'observation devient quant à elle

$$Y_t = h^e(X_t^e) + W_t. \quad (2.7)$$

Si le modèle initial est non linéaire, le filtre de Kalman ne s'applique donc pas directement. Linéarisons les équations d'état étendu et d'observation au voisinage d'une trajectoire nominale X_t^{e*} supposé connue. En posant

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

$$\Delta X_{t+1}^e = A_t \Delta X_t^e + V_t^e$$

$$\Delta Y_t = C_t \Delta X_t^e + W_t \quad (2.8)$$

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

et

$$C_t = \frac{\partial h^e(X_t^e)}{\partial X_t^{eT}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h(X_t, p_t)}{\partial X_t^T} & \frac{\partial h(X_t, p_t)}{\partial p_t^T} \end{bmatrix}, \quad (2.9)$$

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

$$E\{V_t^e\} = 0, E\{W_t\} = 0, E\{V_t^e W_k^T\} = 0, E\{V_t^e V_k^{eT}\} = V^e \delta_{tk}, E\{W_t W_k^T\} = W \delta_{tk}, \quad (2.10)$$

avec

$$V^e = \begin{bmatrix} V & 0 \\ 0 & Vp \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Les éléments des matrices V , Vp et W sont le plus souvent choisie diagonales. Plus le $j^{\text{ème}}$ élément diagonal de Vp (respectivement de V) sera grand et plus le filtre modifiera

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

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

$$\Delta \hat{X}_{t+1/t+1}^e = K_{t+1} \left[\Delta Y_{t+1} - C_{t+1} \Delta \hat{X}_{t+1/t}^e \right] \quad (2.12)$$

or

$$\Delta \hat{X}_{t+1/t+1}^e = \hat{X}_{t+1/t+1}^e - \hat{X}_{t+1/t}^e \quad \text{avec} \quad \hat{X}_{t+1/t}^e = f^e(\hat{X}_{t/t}^e, U_t) \quad (2.13)$$

Le point de linéarisation suivant sera donc donné par

$$\hat{X}_{t+1/t+1}^e = f^e(\hat{X}_{t/t}^e, U_t) + K_{t+1} \left[Y_{t+1} - h^e(\hat{X}_{t+1/t}^e) \right] \quad (2.14)$$

N.B

Le filtre de Kalman étendu a été utilisé dans un nombre considérable d'applications. Sa popularité vient de sa grande simplicité de mise en œuvre. Il présente cependant des phénomènes de divergence difficiles à maîtriser. Dans le cas particulier des modèles stationnaires. L'introduction d'un terme correctif faisant intervenir la sensibilité du gain K_t vis-à-vis des paramètres permet de donner au filtre des propriétés de convergence considérable.

2.2.3.1. Identification stochastique

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

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

Nous pouvons toutefois réduire cette démarche en remplaçant le filtre estimateur par un filtre prédictif, qui s'écrit :

$$\hat{X}_{t+1/t} = A \hat{X}_{t/t-1} + BU_t + \tilde{K} \left[Y_t - C \hat{X}_{t/t-1} \right] \quad (2.15)$$

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

$$\tilde{Y}_t = Y_t - C \hat{X}_{t/t-1}. \quad (2.16)$$

On peut réécrire ces deux dernières équations sous la forme

$$\begin{aligned}\hat{X}_{t+1/t} &= A \hat{X}_{t/t-1} + BU_t + \tilde{K} \tilde{Y}_t \\ Y_t &= C \hat{X}_{t/t-1} + \tilde{Y}_t\end{aligned}\quad (2.17)$$

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

$$\begin{aligned}X_{t+1} &= AX_t + BU_t + \tilde{K} \tilde{Y}_t \\ Y_t &= CX_t + \tilde{Y}_t.\end{aligned}\quad (2.18)$$

Cette forme fait introduire un seul bruit \tilde{Y}_t , de dimension égale à la sortie, au lieu de deux bruit V_t et W_t dont la dimension totale était la somme des dimensions de la sortie et de l'état. Ceci présente deux avantages.

- la modélisation du processus stochastique est devenue simple puisque le nombre des paramètres à déterminer est considérablement réduit.
- Le modèle du processus qui contient la matrice \tilde{K} ou Le gain du filtre de Kalman stationnaire est donc directement déterminé, sans passer par la solution d'une équation de Riccati.

2.3. Identification des paramètres électriques par le filtrage de Kalman

De façon générale, le système à identifier est représenté par un modèle direct sous forme d'équations d'état ou de fonctions de transfert continues.

Nous considérons l'identification des paramètres de la MSAP comme un système d'optimisation. En générale, la base de l'identification est de trouver tous les paramètres qui minimise l'erreur entre la sortie du model et le système actuel. L'algorithme d'optimisation utilisé pour l'identification des paramètres contribue pour obtenir des résultats précis, ou le model de la MSAP peut se présenter sous la forme d'équations différentielle. Le modèle traduisant les dynamiques du système est l'équation d'état composée d'un système d'équations d'évolution et d'une équation d'observation donnés comme suit : [6], [20]-[23]:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= f(p, x(t), u(t)) \\ y(t) &= g(p, x),\end{aligned}\tag{2.19}$$

Où $i(t) = (i_d, i_q)$ est le vecteur d'état, $V(t) = (V_d, V_q)$ est l'entrée du système, $p = (R_s, L_d, L_q, \vartheta_f)$ le vecteur paramètres à identifier, $y(t)$ la sortie mesurable, et $f(p, x(t), u(t))$ et $g(p, x)$ peut être un système linéaire ou non linéaire. L'objectif de l'estimation des paramètres est d'identifier le vecteur inconnu P plus précis que possible. La poursuite du modèle de système est décrite comme suit :

$$\begin{aligned}\hat{\dot{x}} &= f(\hat{p}, \hat{x}(t), u(t)) \\ \hat{y}(t) &= g(\hat{p}, \hat{x}),\end{aligned}\tag{2.20}$$

Si ce modèle d'état est multivariable, non linéaire par rapport à l'état x , à l'entrée de commande u et au vecteur de paramètres à identifier P , les méthodes classiques d'identification linéaire, de type erreur d'équations et moindres carrés, ne sont pas bien adaptées à l'estimation. Les méthodes possibles pour identifier le vecteur d'état pour les systèmes non linéaires sont :

- les moindres carrés et modèle inverse [22]
- la méthode à erreur de sortie du type méthode du modèle [23].
- le Filtre de Kalman Étendu (FKE) [12].

Dans ce domaine, il est aussi possible d'utiliser un filtre de Kalman étendu pour estimer directement le vecteur d'état étendu des paramètres à identifier.

Les équations de la MSAP, après la transformation de Park, devient:

$$v_{dq} = R_s(i_{dq}) + \frac{d}{dt}(\phi_{dq}) + p.\Omega. \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} (\phi_{dq}) \quad (2.21)$$

$$\phi_{dq} = \begin{bmatrix} L_d & 0 \\ 0 & L_q \end{bmatrix} (i_{dq}) + M_o \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} i_f \quad (2.23)$$

Où : V_{dq} , ϕ_{dq} et i_{dq} sont les composants du tension statorique, flux et courant dans les deux axes d - q respectivement.

$$v_{dq} = R_s(i_{dq}) + \begin{bmatrix} L_d & 0 \\ 0 & L_q \end{bmatrix} \frac{d}{dt}(i_{dq}) + p.\Omega. \begin{bmatrix} 0 & -L_q \\ L_d & 0 \end{bmatrix} (i_{dq}) + p.\Omega. \begin{bmatrix} 0 \\ \phi_f \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

Où : $\phi_f = M_o i_f$ le flux des aimants permanents.

Le modèle dynamique de Park de la MSAP à pôles saillants en vue de l'identification des paramètres électriques, s'exprime de la façon suivante :

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_d & \frac{di_d}{dt} & -p\Omega i_q & 0 \\ i_q & p\Omega i_d & \frac{di_q}{dt} & p\Omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_s \\ L_d \\ L_q \\ \phi_f \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

L'identification par le filtre du Kalman étendu permet d'estimer le vecteur de paramètres

$$P = [R_s \ L_d \ L_q \ \phi_f]. \quad (2.26)$$

Dans le cadre de cette étude, le moteur utilisé est à pole lisse, les inductances L_d et L_q sont égales et sont remplacées par l'inductance L . Les paramètres à identifier ne sont donc pas minimaux dans le système (2.27), ce qui entraîne une perte de rang du régresseur et peut donc conduire à des valeurs aberrantes de paramètres estimées (par ex : inductance négative).

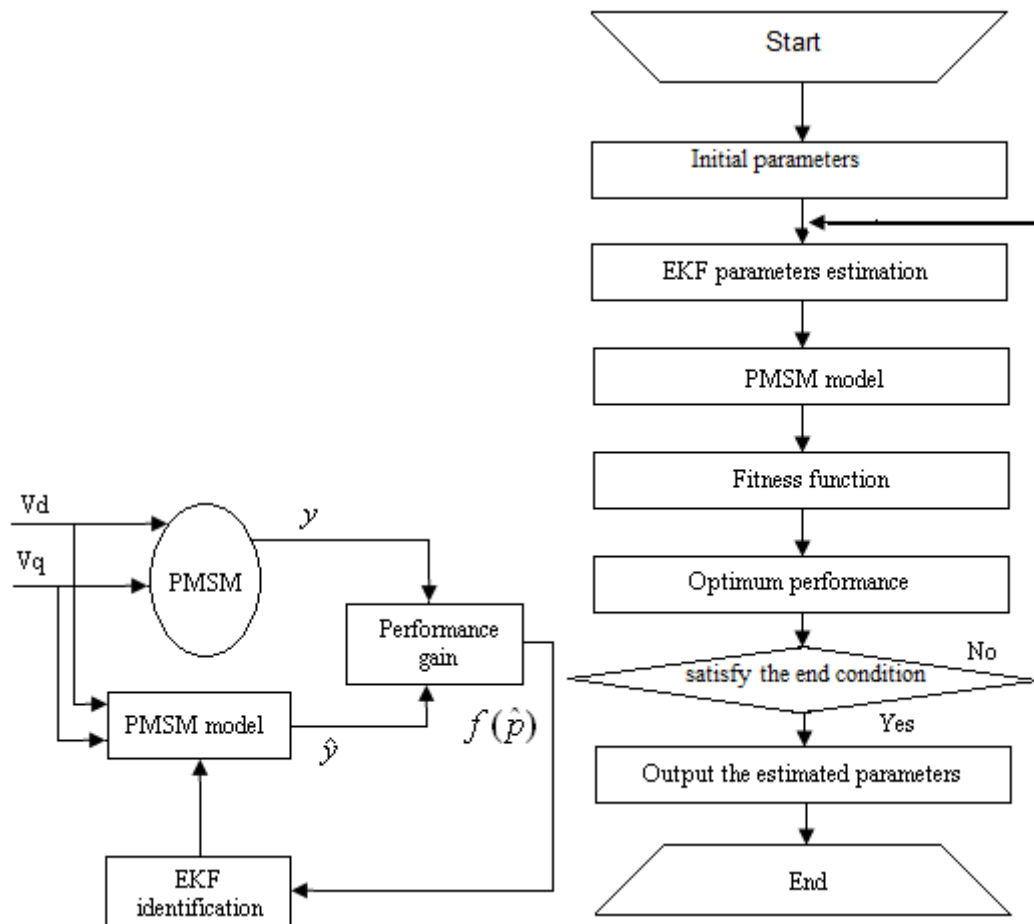
Afin de résoudre ce problème, le système d'équation est simplifié et s'écrit alors :

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_d & \frac{di_d}{dt} - p\Omega i_q & 0 \\ i_q & p\Omega i_d + \frac{di_q}{dt} & p\Omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_s \\ L \\ \phi_f \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

$P=[R_s \ L \ \phi_f]$ est le nouveau vecteur de paramètres à identifier, $[v_d \ v_q]$ est le vecteur des tensions statoriques d'axe d et q . Le banc prototype réalisé ne comportant pas de capteurs de tension, ce vecteur est remplacé par les consignes de tension calculées lors de la régulation des courants.

Les composants et l'organigramme de l'identification des paramètres par *EKF* sont illustrées dans la figure 2.4. L'initialisation de cette technique repose juste sur le vecteur paramètre initial P_0 . Un inconvénient de cette technique est que des possibilités de divergence de l'algorithme peuvent survenir si P_0 est trop éloigné de l'optimum.

Le système est échantillonné avec une période d'échantillonnage $T=100\mu s$. Les trajectoires de consigne sont celles définies pour les moindres carrés dans le chapitre précédent. L'initialisation des paramètres à identifier a été prise égale environ à 50% des paramètres constructeur.



(a) : Structure de l'identification des paramètres par EKF.

(b) : Organigramme

de l'identification des paramètres par EKF

Figure 2.5. Identification des paramètres par EKF

2.3.1 Modèle du moteur pour le filtrage de Kalman

Le modèle électrique dynamique de la machine synchrone triphasée a deux variables d'état. Le modèle étendu de la machine synchrone résulte si les paramètres électriques sont inclus comme des variable d'état.

$$\begin{aligned} \dot{X} &= AX + BU + W(t) \\ Y &= CX + V(t) \end{aligned} \quad (2.28)$$

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} i_d \\ i_q \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \omega \frac{L_q}{L_d} \\ -\omega \frac{L_d}{L_q} & -\frac{R_s}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} - \omega \phi_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix}$$

On reprend le modèle d'équation, et on déduit les matrices A_n , B_n et les vecteurs d'état étendu, d'entrée et de sortie. Le modèle étendu peut être exprimé comme suit :

$$\begin{aligned} X_n &= \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ R_s \\ L \\ \phi_f \end{bmatrix} \\ Y_n &= \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} \\ U &= \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} \\ A_n &= \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{\omega L_q}{L_d} & 0 & 0 & 0 \\ -\omega \frac{L_d}{L_q} & -\frac{R_s}{L_q} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} B_n = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} - \omega \phi_f \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, C_n = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

(2.29)

2.3.2. Influence de paramètres dépendant de la température sur le fonctionnement de la MSAP

Dans cette partie, notre objectif vise à analyser le fonctionnement de la machine et à améliorer ces performances, sa disponibilité à l'aide d'une surveillance thermique. Nous voulons utiliser la machine pendant son fonctionnement, au maximum de sa capacité, mais sans risque de détérioration, tout en respectant une contrainte de température maximale. En effet, Une surchauffe de la machine peut entraîner une démagnétisation irréversible des aimants et peut encore causer la fonte des isolants entre les fils. Cependant, la connaissance en temps réel de la

température interne de celle-ci apparaît comme la solution évidente, le fonctionnement de la machine, notamment pendant les régimes transitoires pouvant donc lui être adaptée.

En outre, en régime permanent, l'amélioration de ses performances consiste à assurer le meilleur contrôle possible en couple, cela signifie que la puissance et le couple fournis ne sont pas dégradés. Plus précisément, le contrôle en couple est effectué via algorithmes faisant introduire certains paramètres électriques de la machine, parmi lesquels le flux des aimants et la résistance des enroulements dépendent de la température. Ces deux paramètres peuvent donc subir des variations pendant le fonctionnement provoquant une dégradation des performances, une connaissance en temps réel de ces paramètres et de leurs évolutions semble nécessaire, afin de leur adapter le contrôle en ligne. En effet, des relations simples existant entre variations de température et variations des paramètres.

Dans ce chapitre, nous cherchons donc à estimer en ligne les deux paramètres physiques de la machine dépendants de la température, l'intensité du flux des aimants et la résistance des bobinages. Dans ce but, nous avons opté pour un observateur performant tel que le filtre de Kalman pour estimer ces deux paramètres, basés sur une modélisation réaliste de la machine, et n'utilisant que les informations disponibles, telles que les tensions et les courants issues des capteurs électriques existants.

-Relation entre résistance des enroulements et température

Les enroulements du stator dont leur résistivité augmente avec la température. La figure (2.6) présente ainsi en bleu les valeurs exactes de la résistivité du cuivre à différentes températures telles que données dans [26].

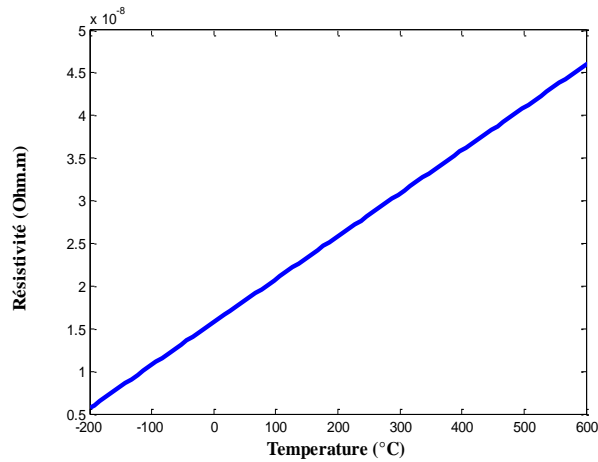


Figure 2.6. Résistivité du cuivre

On peut constater que, sauf aux très basses températures, lesquelles ne nous intéressent pas, la variation de la résistivité est quasi linéaire en fonction de la température. D'après [18], nous pouvons alors écrire :

$$\rho = \rho_0 (1 + \alpha(T_s - T_{s0})) \quad (2.30)$$

avec ρ la résistivité du cuivre à la température T_s , $\rho_0 = 1,678 \cdot 10^{-8} \Omega m$ la résistivité du cuivre à la température $T_{s0} = 20^\circ C$ et α le coefficient de température de résistivité du cuivre. Nous savons que la résistance est proportionnelle à la résistivité, on peut alors écrire :

$$R = R_0 (1 + \alpha(T_s - T_{s0})) \quad (2.31)$$

avec R la résistance à la température T_s et R_0 la résistance à la température $T_{s0} = 20^\circ C$. D'après [18], à la température ambiante, le coefficient α du cuivre égale $3,93 \cdot 10^{-3} K^{-1}$. La résistivité calculée avec cette expression est indiquée sur la figure 2.6. Toutefois, pour deux températures quelconques T_{s1} et T_{s2} , avec R_1 la résistance à la température T_{s1} , R_2 la résistance à la température T_{s2} , on a $\Delta R = R_2 - R_1$ et $\Delta T_s = T_{s2} - T_{s1}$:

$$\frac{\Delta R}{R_0} = \alpha \Delta T_s \quad (2.32)$$

Avec $\alpha = 3,93 \cdot 10^{-3} \text{ K}^{-1}$

En conséquence, une variation de 1% de la résistance équivaut ainsi à une variation égale à $2,5^\circ\text{C}$, autrement dit, une variation de 1°C équivaut à une variation égale à $0,4\%$ de la résistance.

-Relation entre flux des aimants et température

De type NdFeB, les aimants permanents se démagnétisent sous l'influence d'une augmentation de température, qui entraîne une diminution de flux. Une surchauffe peut d'ailleurs provoquer une démagnétisation irréversible des aimants. Ces derniers, fonctionneront sans détérioration irréversible jusqu'à la température maximale de 180°C , la température à laquelle l'aimant est intégralement démagnétisé égale $T_{Curie} = 310^\circ\text{C}$. Lorsque l'aimant est sous température entre 180°C et 310°C , la démagnétisation n'est que partielle mais irréversible.

Comme les variations de résistivité, la variation de flux est quasi linéaire en fonction de la température. A la température ambiante, il est possible, d'après [9], d'écrire pour deux températures T_{R1} et T_{R2} :

$$\frac{\Delta \phi}{\phi_0} = \alpha_B \Delta T_R \quad (2.33)$$

avec $\alpha_B = -0,12\% \text{ K}^{-1}$

avec ϕ_0 le flux à la température $T_{R0} = 20^\circ\text{C}$, ϕ_1 et ϕ_2 les flux respectifs aux températures T_{R1} et T_{R2} , $\Delta \phi = \phi_2 - \phi_1$, $\Delta T_R = T_{R2} - T_{R1}$ et α_B le coefficient de température de l'induction rémanente des aimants NdFeB.

En conséquence, une variation de 1% du flux équivaut ainsi à une variation égale à $8,5^\circ\text{C}$, autrement dit, une variation de 1°C équivaut à une variation égale à $0,12\%$ du flux.

2.4. Résultats et discussion

Afin de monter les performances du filtre de Kalman appliqué pour l'estimation des paramètres de la MSAP, une simulation a été effectuée en utilisant Matlab/Simulink. La fonction est optimisée par EKF pour chercher un bon résultat de l'identification des paramètres électriques de la MSAP comme la résistance statorique, l'inductance et le flux rotorique tel que monter dans la figure 2.7. Les valeurs nominales et l'estimation des paramètres électriques sont illustrées dans le tableau 2.1. Dans la figure 2.7(a) l'estimation est assez proche de la résistance actuelle (3.478Ω) et l'inductance actuelle (0.0125 H) dans la figure 2.7(b), cependant le flux rotorique peut être estimé avec une bonne précision si la résistance et l'inductance du bobinage sont estimées d'une manière précise.

Les résultats expérimentaux montrent que l'estimation de la résistance et l'inductance du bobinage sont trouvées avec une précision élevée, ainsi que le flux rotorique estimé par EKF est (0.015 Wb) dans la figure 2.7(c). Par conséquent, la méthode proposée a une bonne performance pour la poursuite (tracking) de la variation des paramètres.

D'autre part, nous avons comparé les résultats obtenus par le filtre de Kalman étendu (EKF) avec le filtrage de particules (PF) qui est un algorithme de filtrage non linéaire basé sur une simulation de Monte Carlo. Des expériences ont montré que l'EKF nécessite une bonne estimation gaussienne de l'état initial et une évaluation du bruit de mesure pour converger et que PF ne fonctionne pas bien avec un petit nombre de particules, la variance moyenne et la complexité des méthodes de filtrage dans un environnement récursif. L'algorithme de filtrage et PF a un temps d'exécution un peu plus long que EKF, mais sa variance est la plus petite, comme indiqué dans la réf. [22].

Les simulations effectuées montrent que l'EKF proposé pour les paramètres d'estimation est plus consistant et précise que l'algorithme de Monte Carlo.

Et les résultats obtenus ont également été comparés aux méthodes des moindres carrés et de Newton Raphson montrant des performances plus précises [24-27].

De plus, nous avons constaté que nos résultats, en termes de précision, étaient remarquablement similaires à ceux prédits par Liu et al dans la réf. [9].

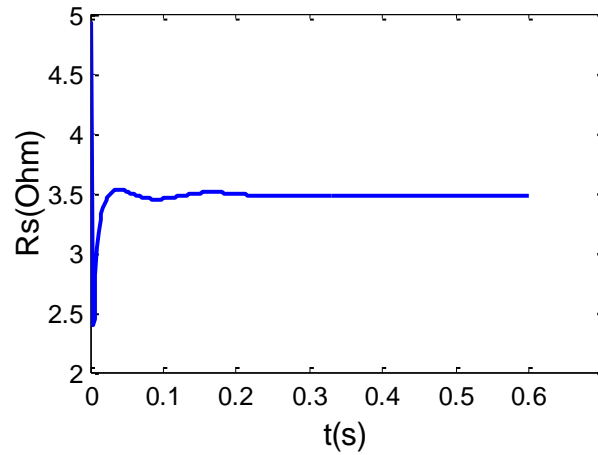
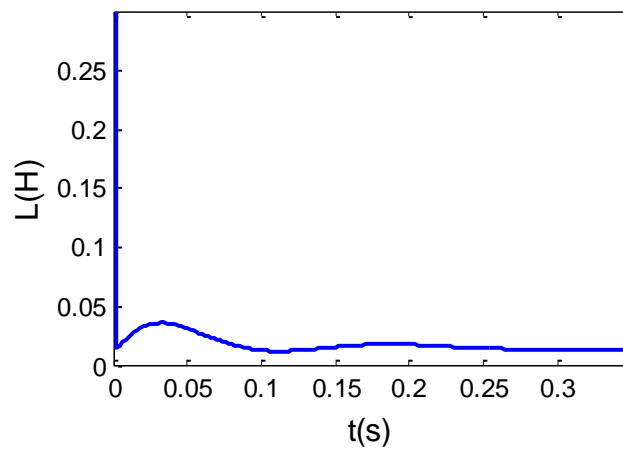
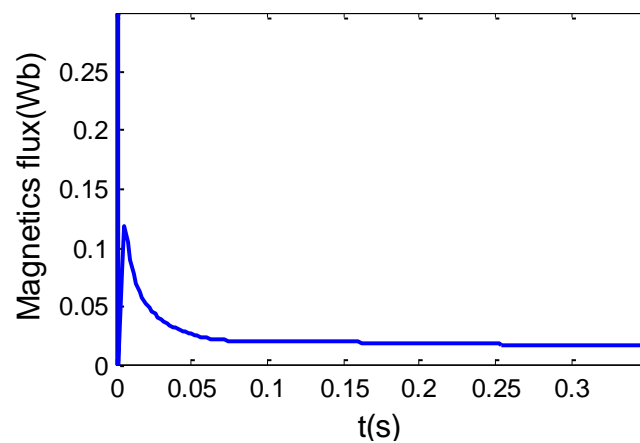
Finalement, la validation des résultats d'identification des paramètres électriques de la machine synchrone à aimants permanents (MSAP), obtenus par l'algorithme de filtre de Kalman est effectuée en comparaison avec les données de constructeur de la MSAP, présentées dans le tableau 2.1 ci-dessous :

Tableau 2.1. Paramètres électriques de la MSAP.

paramètres	EKF estimation	Paramètres nominales
$R_s(\Omega)$	3.4782	3.4
$L=L_d=L_q(H)$	0.0125	0.0121
$\phi_f (Wb)$	0.0150	0.013

Tableau 2.2. Spécifications du MSAP.

<i>Paramètres électrique</i>	<i>Paramètres mécanique</i>
$P=1.38 kW$	$\Omega=3000 rpm$
$V=220 V$	$J=0.0011 Kg.m^2$
Courant nominal =7.1 A	$f=5.10^{-5} mN(rd/s)$
$\phi_f=0.013$	$P=2$

(a): Estimation de la résistance (R_s)(b): Estimation de l' inductance $L=L_d = L_q$ (c) : Estimation du flux magnétique (ϕ_f)**Figure 2.7.** Identification des paramètres par EKF

La figure 2.8 montre les erreurs d'estimation entre les courants mesurés et les courants estimés après identification des paramètres électriques de la MSAP. Cette

figure montre que l'erreur d'estimation est assez faible même dans le cas de consignes proches du courant nominal et restent inférieures à 10% de la valeur maximale de courant.

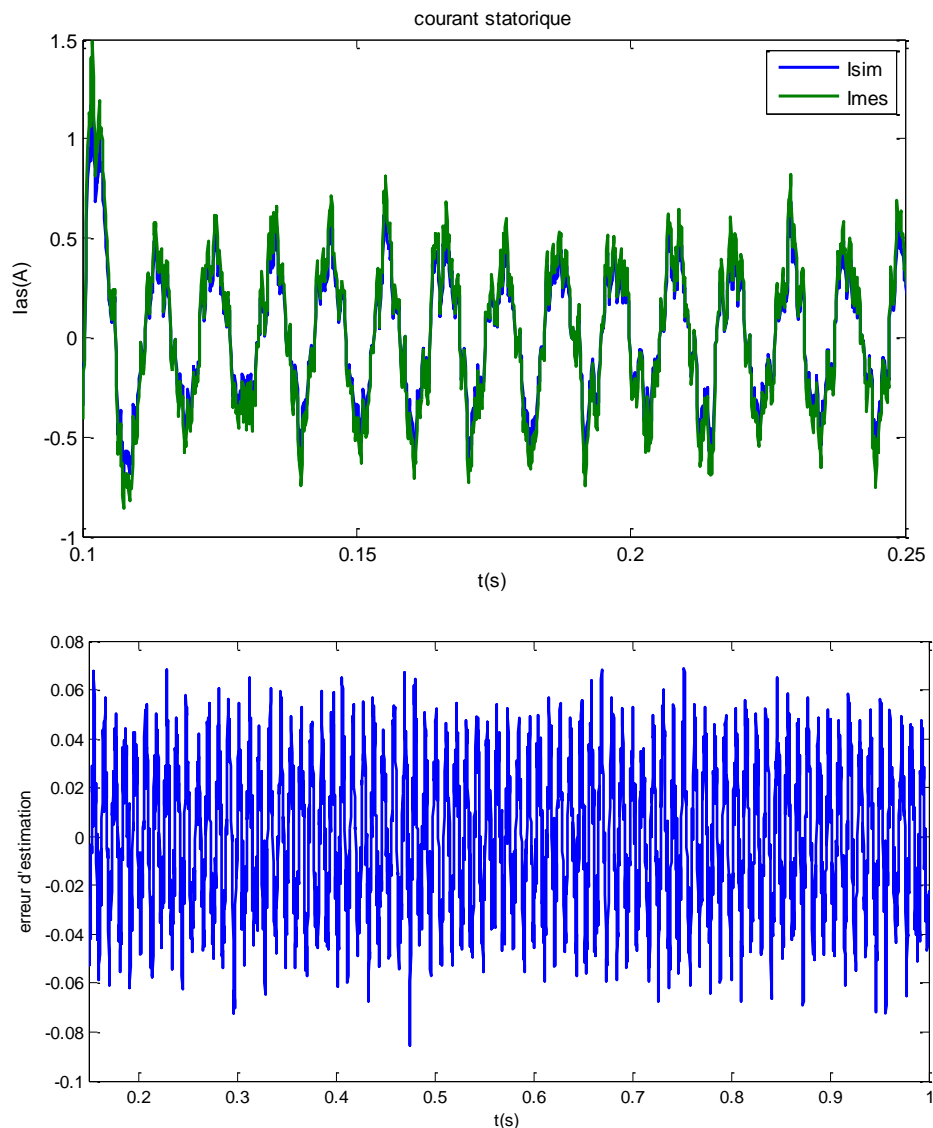


Figure 2.8. Erreurs d'estimation sur les courants après identification des paramètres

2.4.1. L'analyse paramétrique et la validation expérimentale

Afin de vérifier l'efficacité de cette approche pour l'estimation des paramètres électriques, un essai expérimental est réalisé dans cet objectif. Les résultats expérimentaux sont obtenus par l'alimentation de la MSAP en courant, couplée à un moteur à C.C et une carte DSP comme présentés dans la figure 2.9. Les

caractéristiques techniques de la MSAP sont données dans le tableau 2.2. Dans l'expérience réalisée, le moteur tourne pour atteindre la vitesse nominale ou toutes les données à savoir les courants et les tensions dans l'axe d-q et la vitesse de rotation nominale sont enregistrés. Durant le processus de l'identification, les données sont envoyées au ordinateur qui se trouve dans la même plateforme pour déterminer itérativement les valeurs du vecteur de paramètres P . le processus de l'identification utilisée dans cette application pour identifier les paramètres électriques est montrée dans la figure 2.9. Le résultat de l'identification est similaire que le résultat de simulation décrite précédemment dans le tableau (2.1).

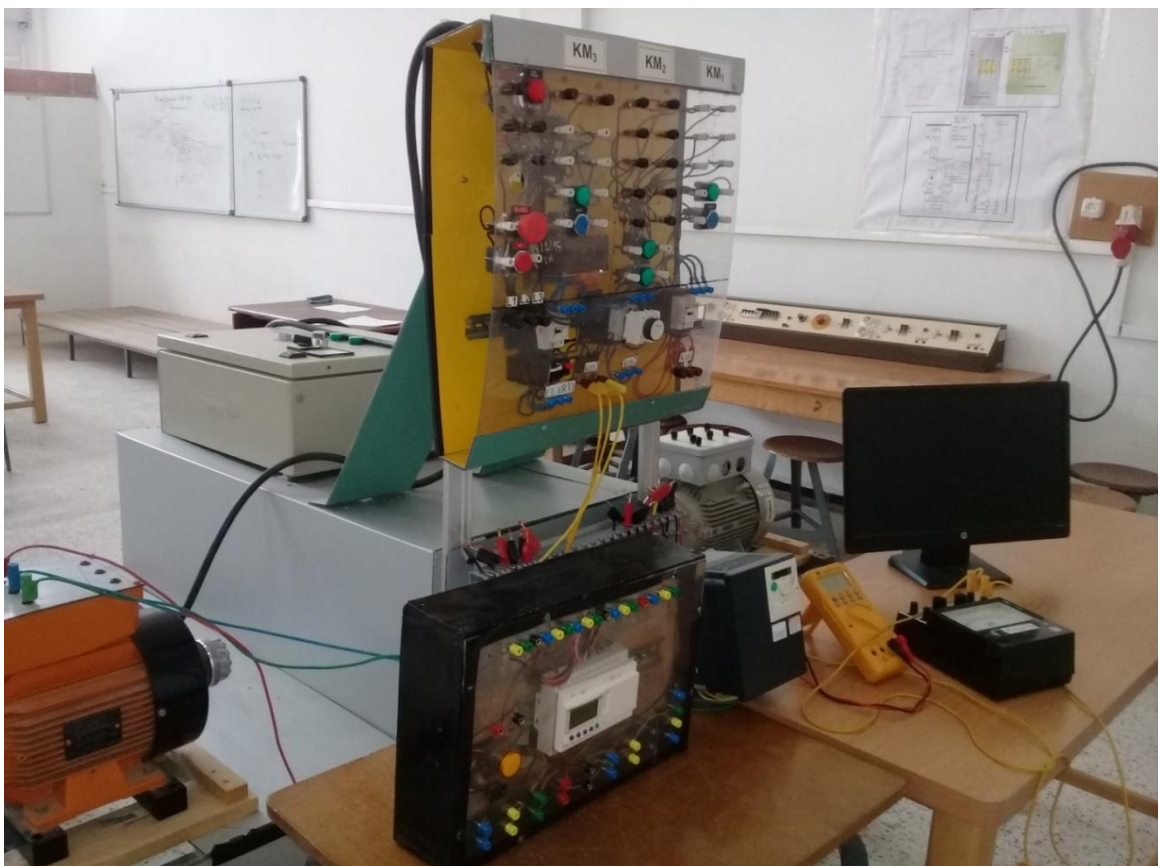


Figure 2.9. Configuration du système expérimental (Laboratoire d'Electrotechnique et d'Automatisme de L'ENSH de Blida).

Afin d'illustrer les performances de dégradation induit par le contrôle en ligne non adaptatif pour la variation de paramètres dépendant de la température et inversement les performances de gain dans le cas d'une adaptation, les résultats sont donnés dans la figure 2.10. Nous constatons que, d'après le résultat trouvé, le contrôle fonctionne

correctement pour la température nominale et fournit le couple demandé. Cependant, si la température est différente, les valeurs de paramètres physique de la machine utilisée pour le contrôle de couple sont différentes que leurs valeurs nominale comme indiqué dans les références [9] et [18].

Le couple fourni est inférieur au couple demandé tel que montré dans la figure 2.10(a), la vitesse de rotation de la MSAP obtenue par le filtre de Kalman reste constante malgré la dégradation des performances due à l'augmentation de la température tel que montré dans la figure 2.10(b).

Les caractéristique mécaniques sont réduites et limitées tel que indiqué dans la figure 2.10(c) et le rendement est fortement affecté lorsque la machine fonctionne à haute vitesse qui contribue encore pour la diminution de rendement de la machine comme indiqué dans la figure 2.10(d).

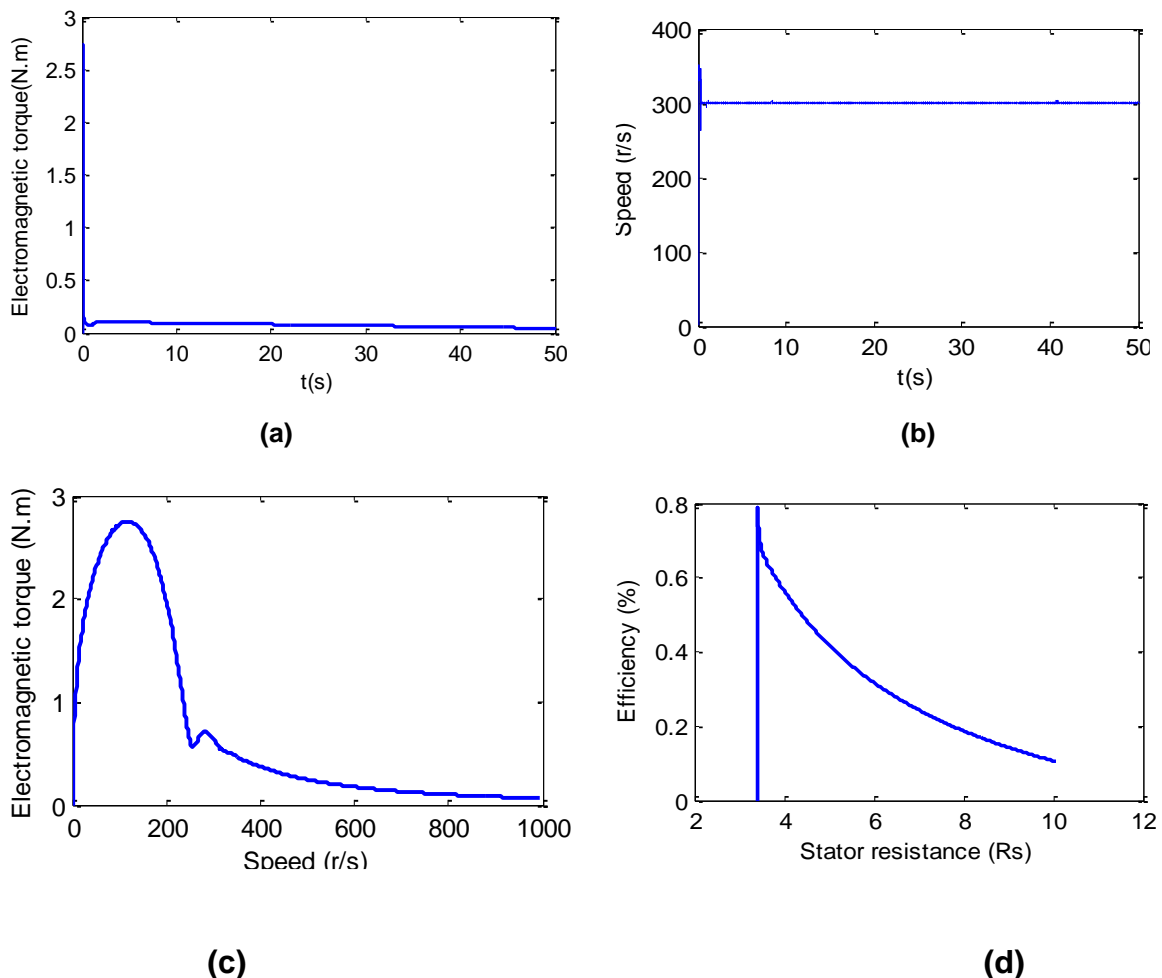


Figure 2.10. Impact de la température

(a): le couple électromagnétique, (b): la vitesse rotorique, (c): caractéristiques mécaniques, (d): le rendement en fonction de la résistance R_s

2.5. Conclusion

Dans cette partie, nous avons focalisé en particulier à l'estimation en ligne des variations de température au sein d'une machine synchrone à aimants permanents. De ce fait, nous avons estimée les paramètres physiques dépendants de la température, à savoir la résistance des enroulements et le flux des aimants. La connaissance des variations de température ou de ces paramètres permet d'éviter une dégradation des performances en adaptant le contrôle en couple et de mettre en place une surveillance thermique autorisant notamment une meilleure disponibilité de la machine, sans risque d'endommagement. Pour répondre à ce double objectif, nous avons proposé pour estimer les paramètres électriques le filtre de Kalman sur la base d'une modélisation réaliste de la machine. Nous avons établi donc, en premier lieu, d'un modèle électrique de la machine qui tient compte de possibles différences entre signaux des mesures et exacts. Puis, sur la base de ce modèle, l'observateur de Kalman estime respectivement, suivant certaines conditions d'observabilité, les paramètres électriques à savoir la résistance, le flux et l'inductance. Cet algorithme n'utilise que les mesures de courant et de tension. Des études théoriques et en simulation sont effectuées pour valider le fonctionnement de cet observateur et maîtriser au mieux leurs réglages.

Finalement, l'implémentation du filtre de Kalman sur un banc d'essais fournit des bons résultats, tant pour l'estimation des paramètres que pour la faisabilité d'estimer les variations de température.

3. COMMANDE DE LA MACHINE SYNCHRONNE A AIMANTS PERMANENTS

3.1. Introduction

Après avoir présenté dans le chapitre précédent, l'identification des paramètres physiques de la machine synchrone à aimants permanents et leurs méthodes d'identification, nous allons aborder, dans ce chapitre, les différentes lois de commande vectorielle de ce type de moteurs.

Puisque le modèle du moteur synchrone à aimants permanents est un système multivariable et non linéaire, un contrôle performant de la vitesse ou de la position de ce moteur et donc de son couple, nécessite le contrôle simultané de plusieurs variables.

Le couple électromagnétique dans la machine dépend des courants i_d et i_q et donc de la commande de ces courants. De nombreuses stratégies de commande peuvent être considérées; elles se différencient par le choix de la relation liant les courants i_d et i_q , c'est-à-dire par la manière dont le couple est développé dans la machine. Ces commandes sont appelées Commandes Vectorielles ou Commandes par Orientation du Champ (Field Oriented Control). L'objectif de ce chapitre est de présenter plusieurs stratégies de commande vectorielle qui permet de maintenir le courant i_d nul.

Pour le contrôle du couple d'une machine synchrone à aimants permanents, il est nécessaire de contrôler le courant, ceci en contrôlant instantanément soit son amplitude et son retard ψ par rapport à la f.e.m, soit ses composantes suivant l'axe direct i_d et l'axe en quadrature i_q .

Comme nous l'avons déjà vu dans le chapitre de la modélisation, il existe deux méthodes pour contrôler le vecteur courant ;.

- Le contrôle des courants par modulation de largeurs d'impulsions de la tension.
- Le contrôle des courants par des régulateurs d'hystérésis.

Dans ce chapitre, nous allons étudier des stratégies de contrôle des courants que nous avons mises au point via ces deux méthodes.

Dans la technique de la commande par onduleur M.L.I nous proposons un algorithme de calcul permettant de découpler la régulation des courants i_d et i_q (découplage par compensation).

Dans la technique de contrôle du courant par des régulateurs à hystérésis indépendants, en introduisant un contrôle de l'argument du vecteur courant, on rend la régulation des courants plus stable vis à vis des perturbations du couple de charge. L'utilisation d'approximateurs universels, tels que les réseaux de neurones et les systèmes flous, dans la commande des systèmes non linéaire peut être interprétée comme une évolution naturelle des techniques de commandes. Ainsi, nous montrons les étapes de conception d'un modèle neuronal (sélection des entrées et sorties, bases de données, structure du réseau choisie etc....) est également étudié dans ce chapitre

3.2. Type de commande

La figure (3.1) illustre le schéma global de différent type de commande d'une machine synchrone à aimants permanents [23], [29-33]. Dans cette partie, nous avons étudié la commande vectorielle (FOC) avec capteur et sans capteur mécanique et les réseaux de neurones.

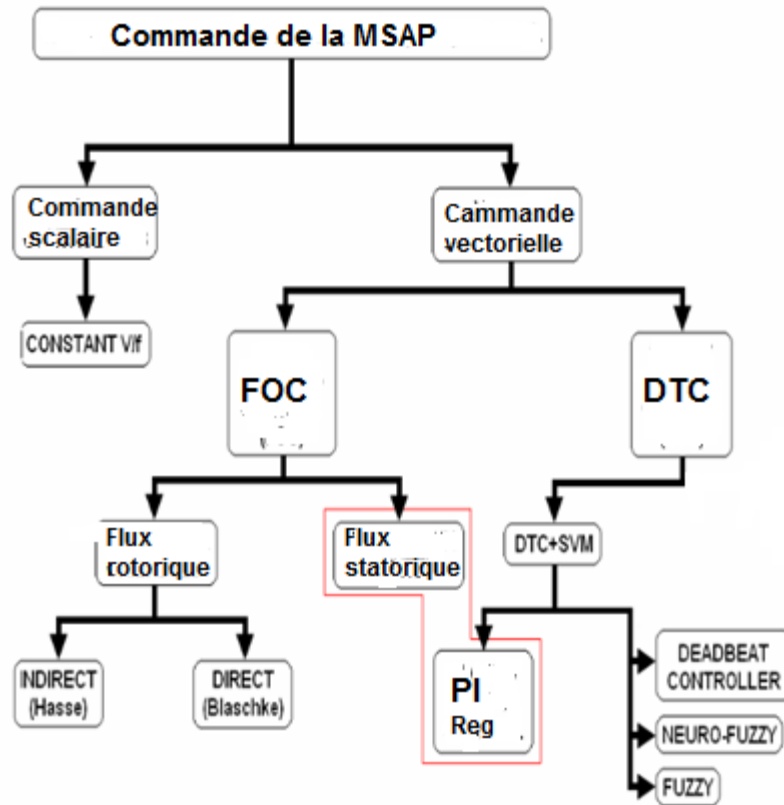


Figure 3.1. Diagramme de type de commande

3.2.1. Principe de la commande vectorielle

L'intérêt de la commande vectorielle des machines à courant alternatif est d'améliorer leur comportement statique et dynamique [1-5], à l'aide d'une structure de contrôle similaire à celle d'une machine à courant continu.

Un choix adéquat du référentiel (d-q) de telle manière que le flux rotorique soit aligné avec l'axe (d) permet d'obtenir une expression du couple dans laquelle deux courants orthogonaux (i_{ds} , i_{qs}) interviennent, le premier générateur de flux et l'autre générateur de couple comme indiqué dans la figure (3.2).

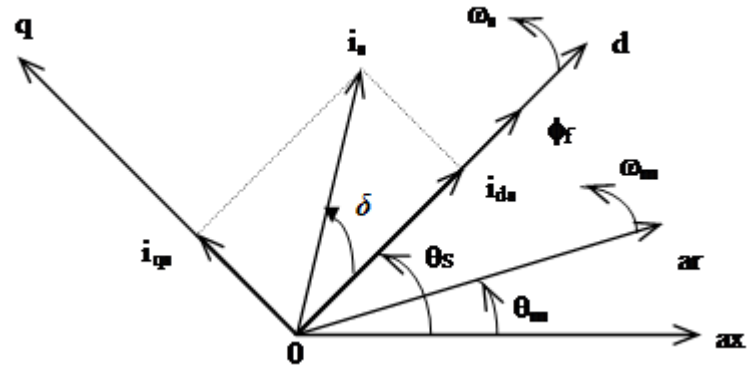


Figure 3.2. Principe de la commande vectorielle.

Dans la figure (3.2), la projection du courant statorique sur les axes du repère (d q), permet d'écrire :

$$\begin{cases} I_d = I_s \cdot \cos \delta \\ I_q = I_s \cdot \sin \delta \end{cases} \quad (3.1)$$

Pour $\delta = 90^\circ$, l'équation (3.1) devient :

$$\begin{cases} I_d = 0 \\ I_q = I_s \end{cases} \quad (3.2)$$

D'une façon générale, le couple électromagnétique développé par une machine synchrone à aimants permanents donné dans le référentiel de Park (d,q) sous la forme suivante :

$$C_{em} = \frac{3}{2} P \cdot [\Phi_f + (L_d - L_q) \cdot i_d] \cdot i_q \quad (3.3)$$

Ou, le flux rotorique ϕ_f est fixe, la valeur du couple désirée peut être obtenue en contrôlant les composantes i_d et i_q . Il ya deux cas :

En remplaçant l'équation (3.2) dans l'équation (3.3) du couple, on obtient :

$$C_{em} = \frac{3}{2} P \cdot \Phi_f \cdot i_q \quad (3.4)$$

Les équations (3.2) et (3.4) montre que, avec le maintien de l'angle δ à 90° , le couple devient linéaire avec le courant en quadrature I_q quel que soit la relation entre les inductances L_d et L_q , ce qui facilite le contrôle du couple ainsi que la vitesse en agissant seulement sur la composante I_q du courant statorique .

En pratique, cette technique est réalisable en maintenant le courant I_d à zéro, permettant d'un coté l'orientation du champ statorique en gardant l'angle interne du couple constant à 90° nécessaire pour assurer un fonctionnement optimal et stable. D'autre part, le réglage du couple est assuré uniquement par la composante en quadrature I_q du courant tel qu'indiquer dans la figure (3.3) [11].

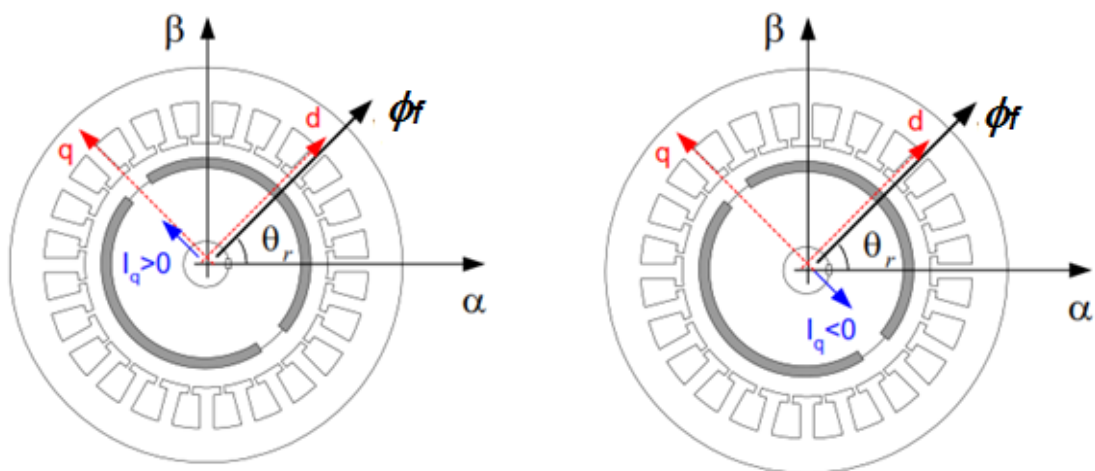


Figure 3.3. Contrôle du couple de la MSAP

3.2.1.1. Bloc de contrôle du flux orienté (FOC)

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

Le schéma bloc montre que le contrôle à flux orienté permet de réaliser un découplage automatique entre le couple et le flux, les trois signaux des tensions et

des courants sont envoyés au bloc du filtre de kalman étendu pour estimer la vitesse rotorique. A cet effet, pour obtenir une variation de vitesse il suffit d'adjoindre à la boucle ouverte un régulateur de vitesse. Par contre, le flux est généralement maintenu constant à sa valeur nominale (ϕ_n) pour des vitesses rotoriques inférieures ou égales à la vitesse nominale de la machine synchrone (Ω). Pour des vitesses supérieures, le flux décroît lorsque la vitesse augmente afin de limiter la tension aux bornes de la machine. Pour cela, on définit le flux de référence par :

$$\phi_r^* = \begin{cases} \phi_r^n & \text{si } |\Omega| \leq \Omega_n = \frac{\omega_n}{p} \\ \frac{\Omega_n}{|\Omega|} \phi_r^n & \text{si } |\Omega| \geq \Omega_n \end{cases} \quad (3.5)$$

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

$$C_{em}^* (\text{limité}) = \begin{cases} C_{em}^* & \text{si } |C_{em}^*| \leq C_{em}^{\max} \\ C_{em}^{\max} \cdot \text{sign}(C_{em}^*) & \text{si } |C_{em}^*| \geq C_{em}^{\max} \end{cases} \quad (3.6)$$

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

- **Machines synchrones à pôles lisses**

Dans ce cas $L_d=L_q$ et l'expression du couple se réduit à :

$$C_{em} = \frac{3}{2} P \cdot \Phi_f \cdot i_q \quad (3.7)$$

On constate que le couple électromagnétique ne dépend que de la composante i_q . Il est maximal pour un courant donné si l'on impose $i_d=0$. Dans cette situation, le déphasage ψ du courant par rapport à la f.e.m est nul ; le couple obtenu est alors proportionnel au courant d'alimentation de la machine comme dans le cas d'une machine à courant continu à excitation séparée.

Physiquement, dans cette stratégie, consiste à maintenir le flux de réaction d'induit en quadrature avec le flux rotorique produit par le système d'excitation.

Lorsque le courant i_d est nul, le modèle du moteur synchrone à aimants permanents peut se réduire, pour l'axe q , à un modèle similaire à celui d'un moteur à courant continu à excitation séparé (figure 3.2).

Pour les machines sans saillance ($L_d=L_q$), la commande maintient le courant $i_d=0$, a également comme avantage de minimiser les pertes joules.

- **Machines synchrones à pôles saillants**

L'expression du couple électromagnétique dépend d'un terme dû à la saillance du rotor de la machine. En fonction de la valeur de (L_d-L_q), on peut choisir la valeur de i_d de telle sorte que le couple soit maximal quand le courant d'alimentation est nominal.

Si cette valeur est maintenue constante, le couple est alors proportionnel au courant i_q comme dans le cas précédent.

Il est possible d'envisager d'autres lois de commande liant i_d et i_q par exemple des lois de commande maintenant le facteur de puissance unitaire ou encore la tension statorique constante. Ces lois de commande sont plus complexes que la commande $i_d = 0$, car les relations entre le couple et le courant deviennent non linéaires mais toutefois elles restent intéressantes dans la mesure où elles permettent de diminuer la tension maximum à fournir par l'onduleur alimentant la machine.

3.2.1.2. Mise en œuvre des stratégies de commande vectorielle de la MSAP

Dans cette partie, la machine synchrone à aimants permanents est utilisée à vitesse ou/et de position variable. Différentes stratégies de contrôle qui permettent la réalisation du découplage du couple et du flux dans la machine et de lui conférer des performances dynamiques et statiques élevées. La commande des courants dans le repère de Park se fait naturellement par des régulateurs numériques, il est en de même des commandes en vitesse et en position.

La commande vectorielle peut être aussi employée afin de réduire la valeur du flux dans la machine à aimants permanents. Dans cette situation, on impose au courant i_d une valeur négative qui permet de créer un flux s'oppose à celui des aimants de telle sorte que le flux résultant dans la machine soit inférieur au flux

nominal. Cette technique permet de faire fonctionner la machine à des vitesses supérieures à sa vitesse nominale tout en maintenant la tension statorique à une valeur acceptable [9].

3 .2.1.3. Découplage

Pour obtenir l'alimentation en tension, on impose les tensions de référence à l'entrée de la commande de l'onduleur. Cependant, il faudrait définir les termes de compensation, puisque, dans les équations statoriques, il existe des termes de couplage entre les axes d et q.

Le but de la compensation est de réaliser le découplage entre les axes d et q, ce qui permet d'écrire les équations de la machine et de la partie de la régulation de façons simple et ainsi de déterminer aisément les coefficients des régulateurs [16].

Dans les équations statoriques, il ya des termes de couplage qui font intervenir des courants de l'autre axe. Ces équations s'expriment comme suit :

$$\begin{aligned} V_d &= (R_s + L_d s)I_d - \omega_r L_q I_q \\ V_q &= (R_s + L_q s)I_q + \omega_r (L_d I_d + \phi_f) \end{aligned} \quad (3.8)$$

Nous pouvons donc représenter la MSAP par le schéma bloc suivant :

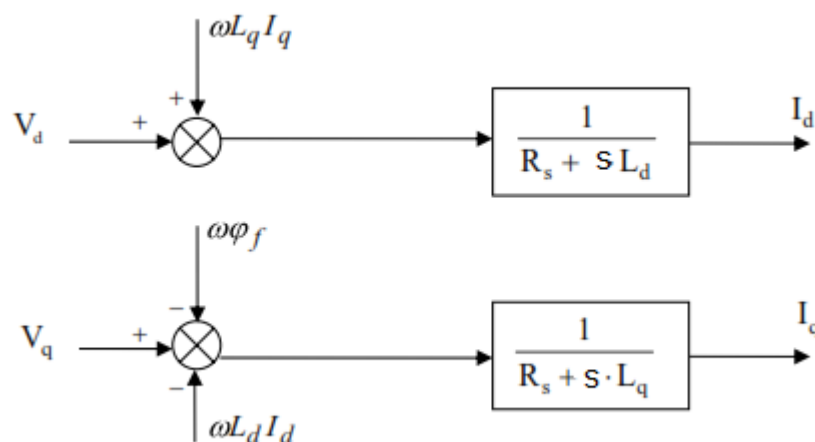


Figure 3.4. Schéma bloc de découplage de la MSAP

A partir des équations (3.8), on considère les termes de découplage comme des perturbations vis-à-vis des régulations. Dans cette étude, nous considérons le cas de décomposition des tensions comme indiqué dans la Fig. 3.4.

Dans la première équation, on peut séparer la tension suivant l'axe d comme suit :

$$V_d = V_d' - \omega_r L_q I_q \quad (3.9)$$

La fonction de transfert est obtenue comme suit:

$$\frac{I_d}{V_d'} = \frac{1}{R_s + sL_d} \quad (3.10)$$

La perturbation est compensée donc, par un terme identique de manière à ce que la fonction de transfert équivalente soit celle indiquée dans l'équation (ci-dessus) de manière analogue à l'axe d, on considère l'équation selon l'axe q comme suit :

$$\begin{aligned} V_q &= V_q' + \omega_r L_q I_q + \omega_r \phi_f \\ \frac{I_q}{V_q'} &= \frac{1}{R_s + sL_q} \end{aligned} \quad (3.11)$$

Les termes $e_d = -\omega_r L_q I_q$ et $e_q = \omega_r L_q I_q + \omega \phi_f$ correspondent aux termes de couplage entre les axes d - q .

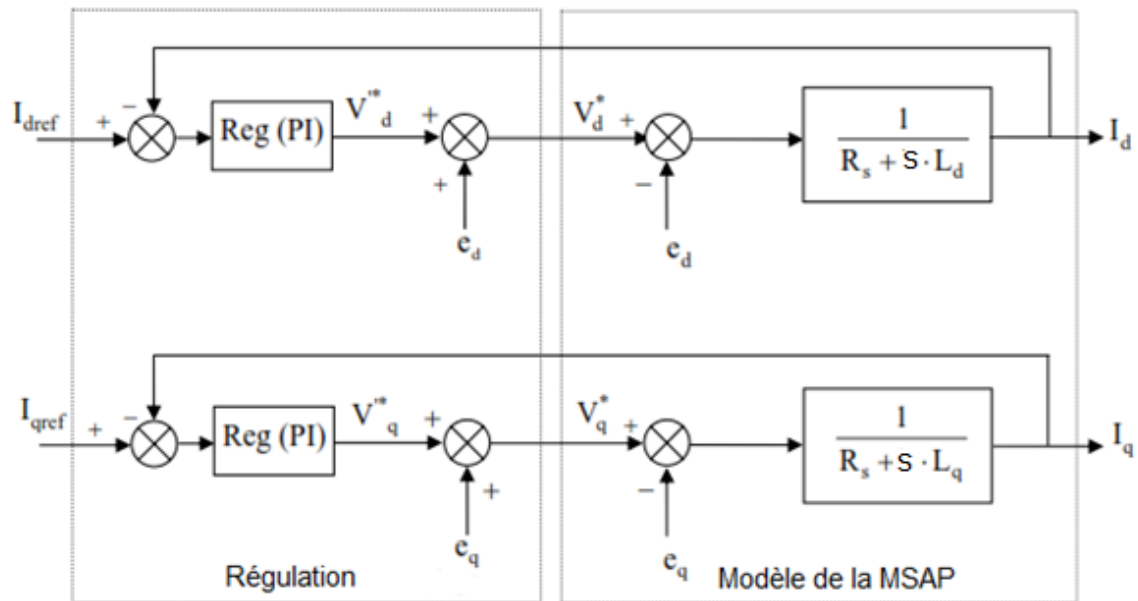


Figure 3.5. Principe de découplage par compensation

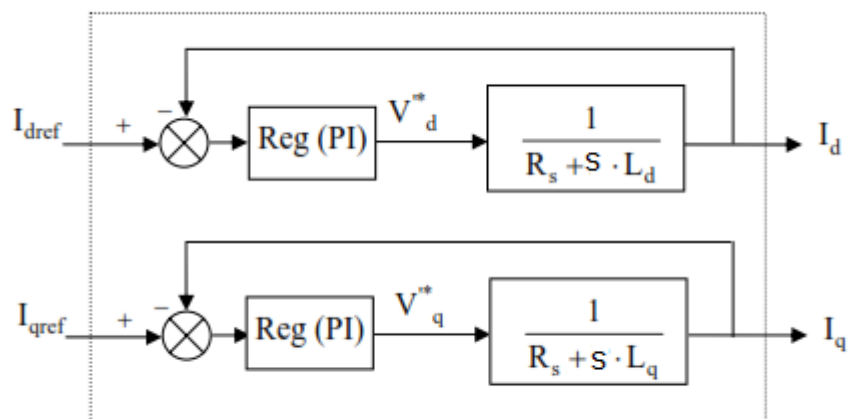


Figure 3.6. Boucle des courants après le découplage

La référence du courant i_q^* étant fixée à la sortie du régulateur de vitesse, et les tensions de commandes sont déterminées par le bloc de la structure de commande vectorielle comme montrer dans les figures (3.7) et (3.8).

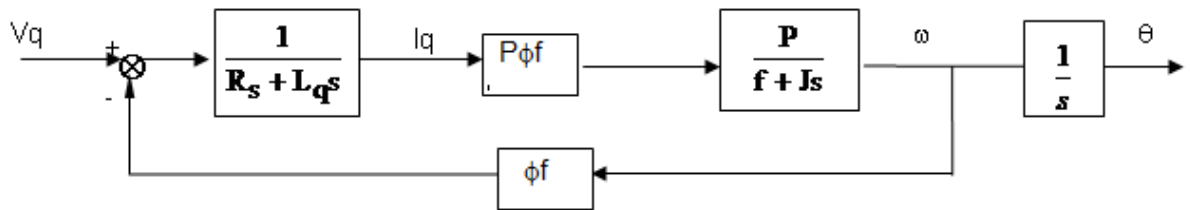


Figure 3.7. Schéma bloc de la MSAP commandée par flux orienté à id nul

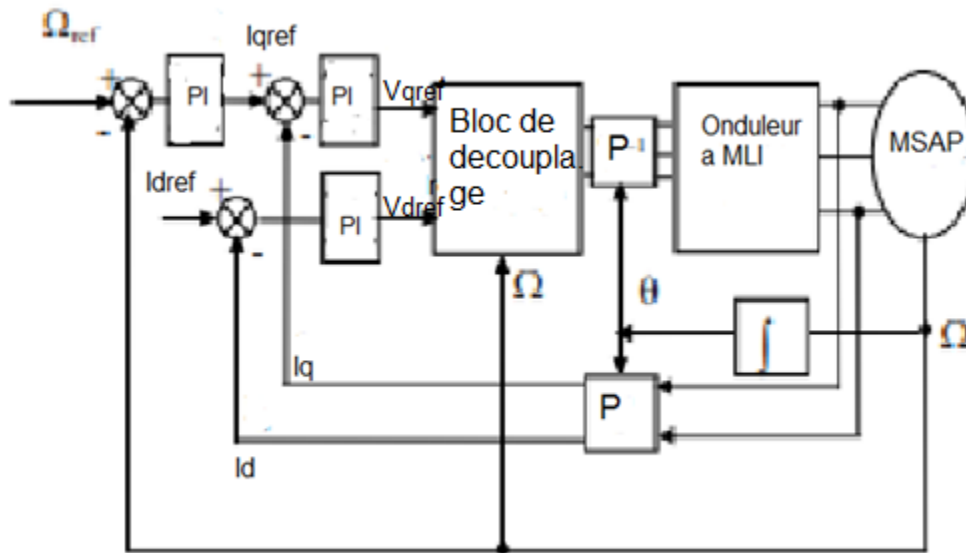


Figure 3.8. Schéma bloc de la commande découplée

3.2.1.4. Calcul des régulateurs

Le régulateur de vitesse permet de calculer le couple de référence, pour maintenir la vitesse correspondante.

A partir de l'équation mécanique on a:

$$\frac{\omega(s)}{C_{em}(s)} = \frac{p}{f + J s} \quad (3.12)$$

En associant un régulateur PI à cette fonction, on trouve:

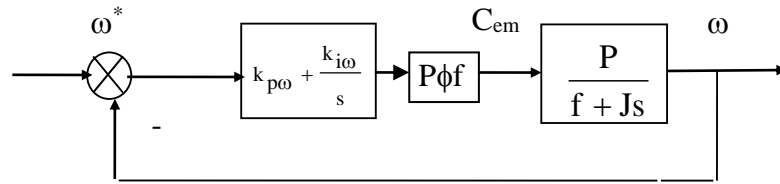


Figure 3.9. Schéma fonctionnel de la régulation de vitesse.

À partir de ce schéma, la fonction de transfert en boucle fermée est donnée par:

$$\frac{\omega(s)}{\omega^*(s)} = \frac{(k_{p\omega}s + k_{i\omega}) \frac{P^2 \phi_f}{J}}{D(s)} \quad (3.13)$$

L'équation caractéristique $D(s)$ est:

$$D(s) = s^2 + \frac{f + k_{p\omega} P^2 \phi_f}{J} s + \frac{k_{i\omega} P^2 \phi_f}{J} = 0 \quad (3.14)$$

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

$$k_{i\omega} = \frac{2J\rho^2}{P^2 \phi_f} \text{ et } k_{p\omega} = \frac{2\rho J - f}{P^2 \phi_f} \quad (3.15)$$

Pour le régulateur de position, on applique la même stratégie précédente.

La figure (3.10) représente le schéma de la boucle de régulation du courant i_d comme suit :

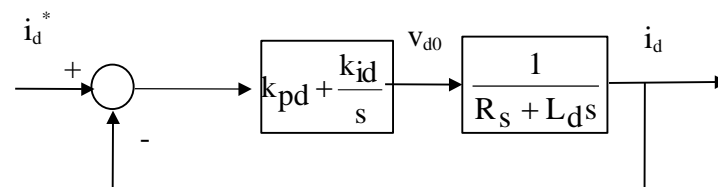


Figure 3.10. Schéma de la boucle de régulation du courant i_d

La fonction de transfert en boucle fermée est donnée par:

$$\frac{i_d}{i_d^*} = \frac{(k_{pd}s + k_{id}) \frac{1}{L_d}}{s^2 + \frac{R_s + k_{pd}}{L_d}s + \frac{k_{id}}{L_d}} \quad (3.16)$$

L'équation caractéristique $D(s)$ est:

$$D(s) = L_d s^2 + (R_s + k_{pd}) s + k_{id} \quad (3.17)$$

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

$$k_{id} = 2 L_d \rho^2 \quad \text{et} \quad k_{pd} = 2\rho L_d - R_s \quad (3.18)$$

les coefficients k_{iq} et k_{pq} du régulateur de courant i_q sont semblable à ceux du régulateur du courant i_{ds} .

$$k_{iq} = 2 L_q \rho^2 \quad \text{et} \quad k_{pq} = 2\rho L_q - R_{s_s} \quad (3.19)$$

3.2.1.5. Résultats et discussions

Les résultats de simulation présentés dans cette partie montrent la faisabilité de l'approche simplifiée pour la commande d'une machine synchrone à aimants permanents.

Les paramètres des régulateurs utilisés pour la boucle de vitesse sont trouvés comme suit :

Boucle de régulation	Pôles	k_p	k_i
Courants i_d, i_q	$500 \pm j 500$	2.04	700
Vitesse	$80 \pm j80$	0.17	14

Les résultats de simulations montrent qu'il est judicieux d'utiliser une valeur de T_f trois fois plus supérieure que la valeur prévue, pour avoir des réponses du système global sans aucun dépassement.

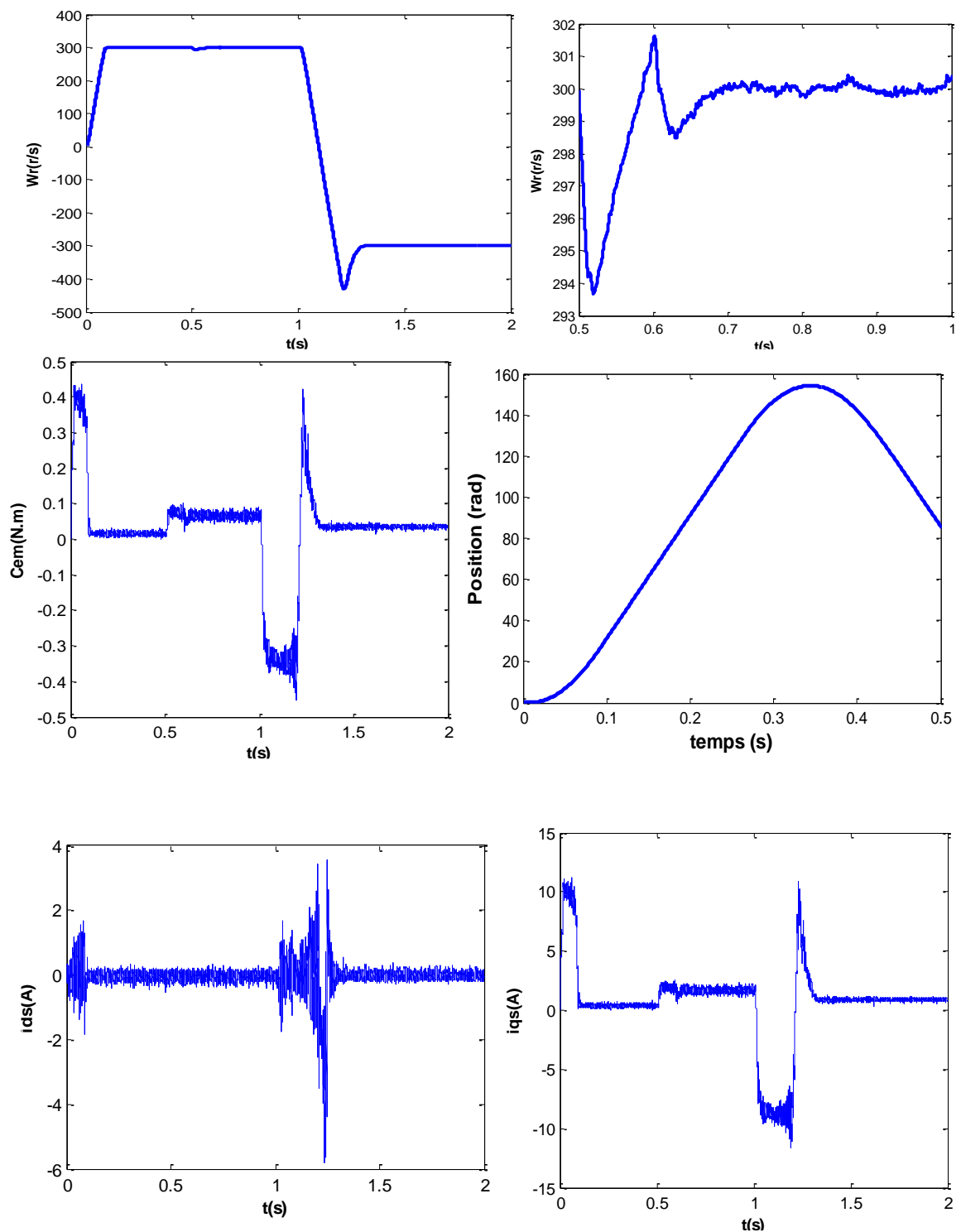


Figure 3.11 Comportement dynamique de la MSAP en asservissement de la vitesse avec inversion de sens de rotation et application d'une perturbation

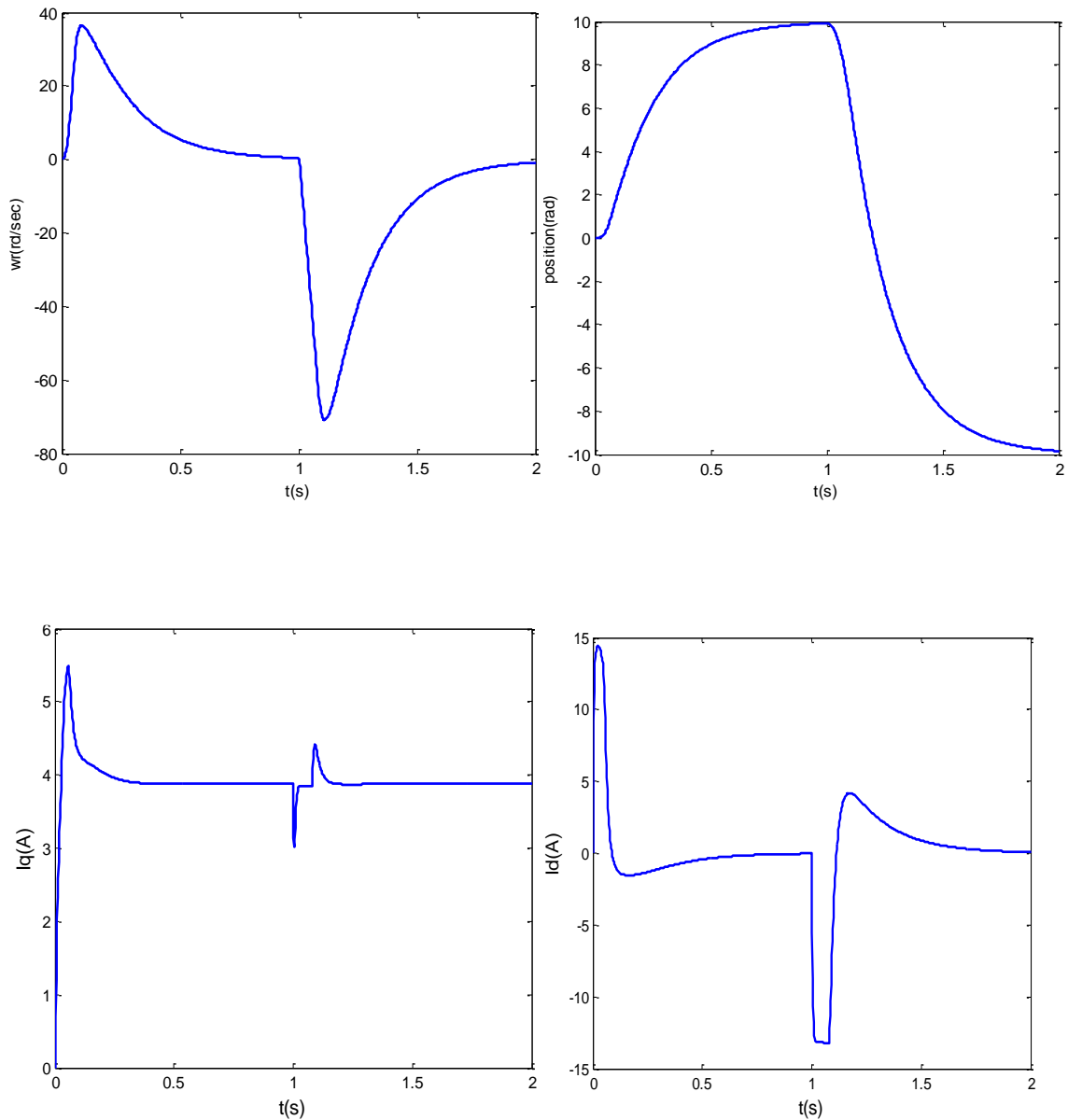


Figure 3.12. L'évolution dynamique de la MSAP avec régulateur de position PI

La figure (3.11) montre une simulation pour un démarrage à vide de la MSAP pour une référence de vitesse de 300 rd/s avec application du couple de charge à $t=0.5$ s, suivi de l'inversion du sens de rotation à -300 rd/s à $t = 1$ s.

Ces résultats montrent que l'application de la commande vectorielle simplifiée à la machine synchrone à aimants permanents présente des performances très importantes. Toutes fois, le moteur synchrone à aimants permanents peut être ontrôlé en vitesse ou en position avec ou sans mesure des courants, malgré les simplifications introduites.

Cependant, les temps de réponse pour le démarrage et d'inversion de la vitesse sont respectivement de l'ordre de 0.1s et 0.15s. Nous constatons que durant le démarrage en charge, le courant direct i_d s'annule et le moteur démarre alors à couple maximal. Ainsi, lors de l'application d'une perturbation du à un couple de charge, la boucle de régulation de vitesse répond rapidement sans dépassement, avec une stabilité satisfaisante.

Pour un changement brutal de la consigne, le régulateur PI se trouve soumis à un écart de réglage très important. La réaction de l'action proportionnelle dont le but est de réduire l'écart risque de provoquer un grand dépassement. Le dépassement peut être amorti, soit en réduisant la rapidité du réglage par action sur le placement des pôles et nous perdons la robustesse par rapport à la perturbation, soit en introduisant un filtre correcteur pour la grandeur de consigne afin d'atténuer l'effet de la variation brusque [17].

La figure (3.12) montre les performances dynamiques de la MSAP pour une structure de régulation de position. Les résultats de simulation montrent que les temps de réponse et d'inversion pour une consigne de 10 rads sont respectivement de l'ordre de 0.35 s et 0.4 s. Le démarrage et l'inversion se font à courant maximal, le découplage est assuré durant l'inversion de consigne. La position poursuit parfaitement la consigne sans dépassement.

Afin de tester la robustesse de la commande vectorielle vis à vis des variations des paramètres électriques et mécanique, nous avons simulé son évolution dynamique pour une variation allant jusqu'à 50% à 150% pour la résistance statorique, entre +10% et -30% pour le flux des aimants et une augmentation jusqu'à 150% pour le moment d'inertie.

Les variations des paramètres électriques (figures 3,13, et 3.14) n'ont pas d'impact sur la dynamique de la vitesse. On constate juste une légère perturbation sur l'allure du courant de phase et du couple électromécanique. En revanche, une augmentation de l'inertie (figure 3.15 , 3.16 et 3.17) provoque une augmentation du temps de réponse et d'inversion de la vitesse et de dépassement de la consigne. Ces dégradations constatées sont d'autant plus importantes que la valeur de J est élevée. Par conséquent, une mauvaise estimation des paramètres électriques et

mécaniques de la machine dégrade son comportement dynamique et peut conduire à une instabilité du système.

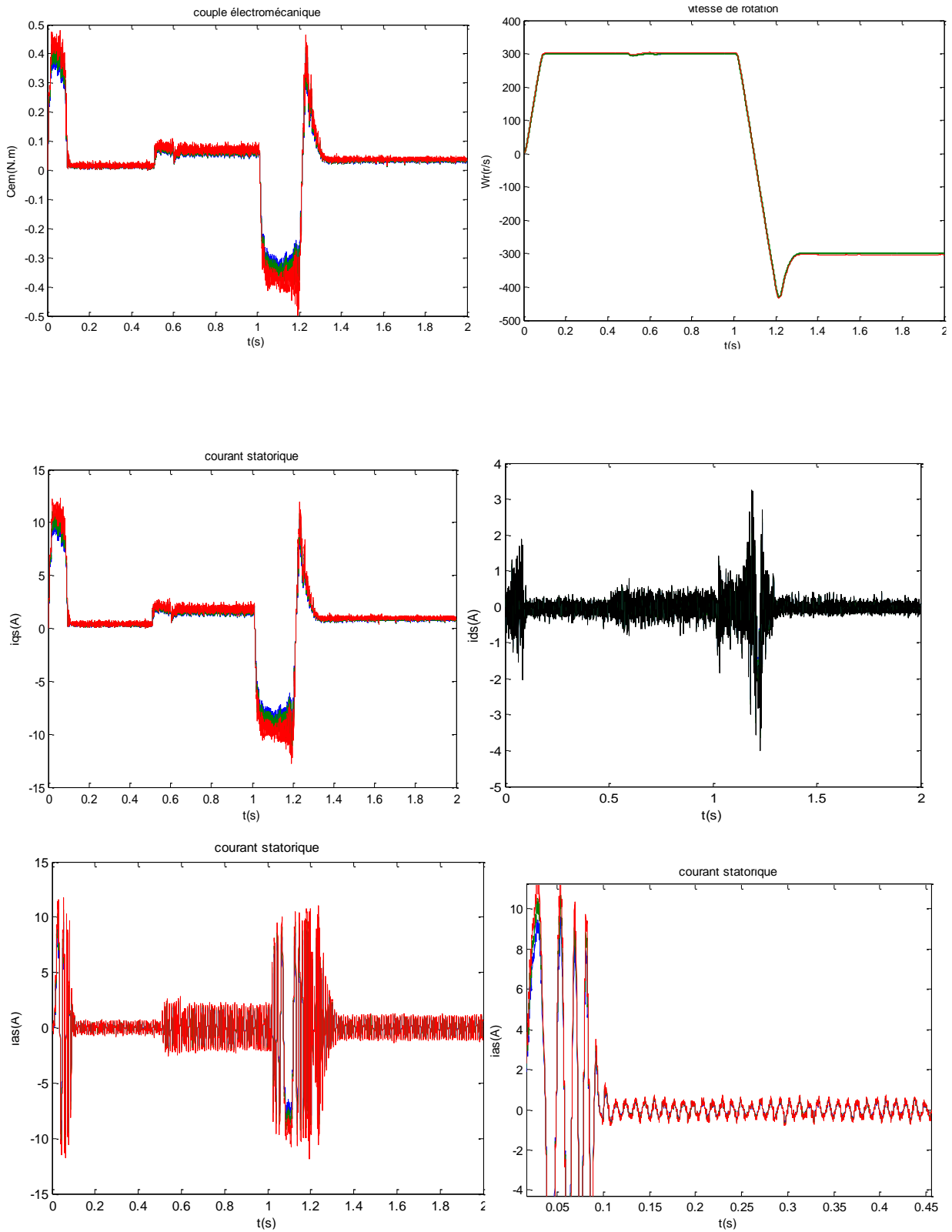


Figure 3.13 L'évolution dynamique de la MSAP en régulation de vitesse lors de variation de la résistance statorique .

— $1.5 R_s$ — $1.25 R_s$ — $0.5 R_s$

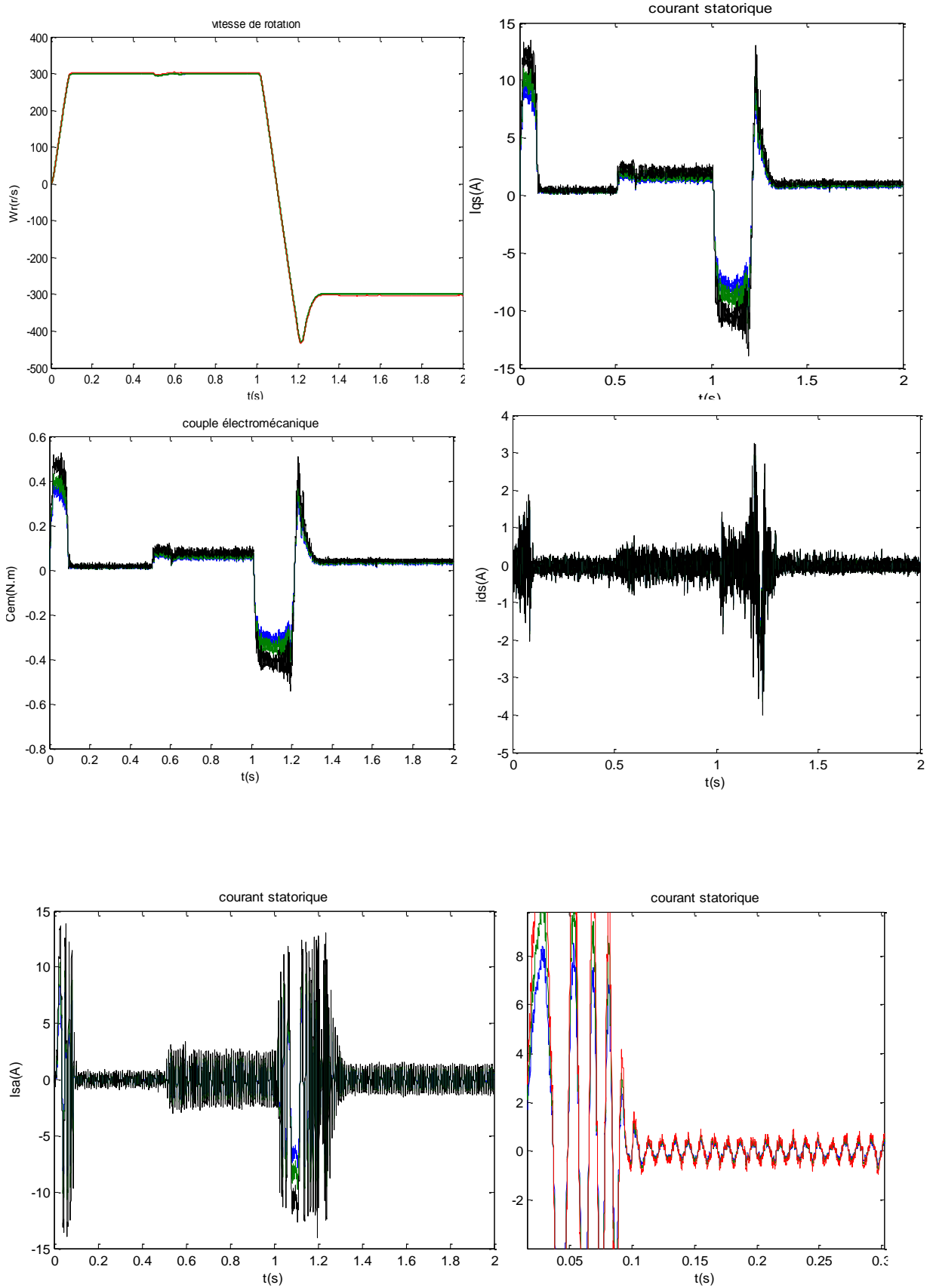


Figure 3.14. L'évolution dynamique de la MSAP en régulation de vitesse lors de variation du flux des aimants.

— 1.1 ϕ_f — 0.9 ϕ_f — 0.8 ϕ_f

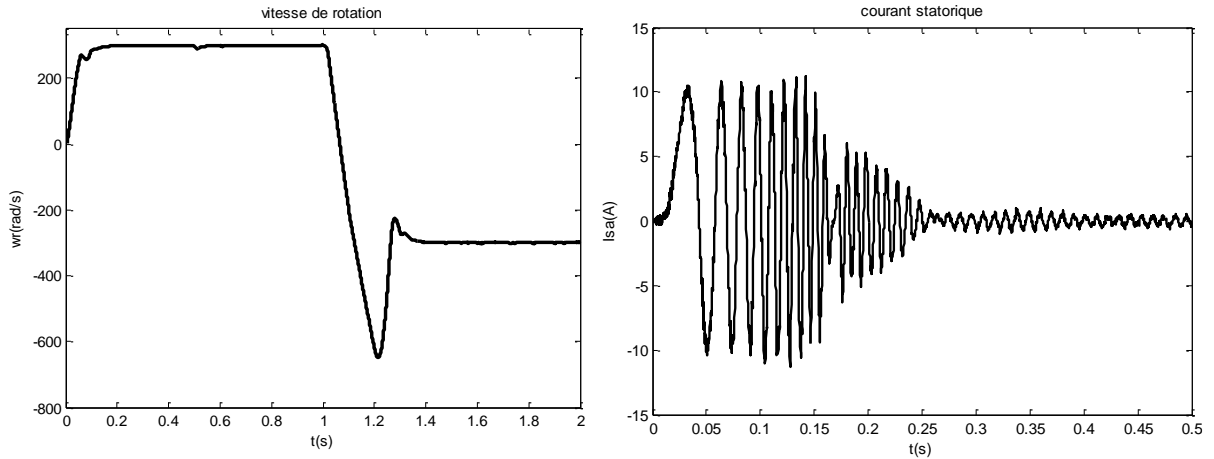


Figure 3.15. Réponses en vitesse de la MSAP avec régulateur PI lors de variation du moment d'inertie (0.5 J).

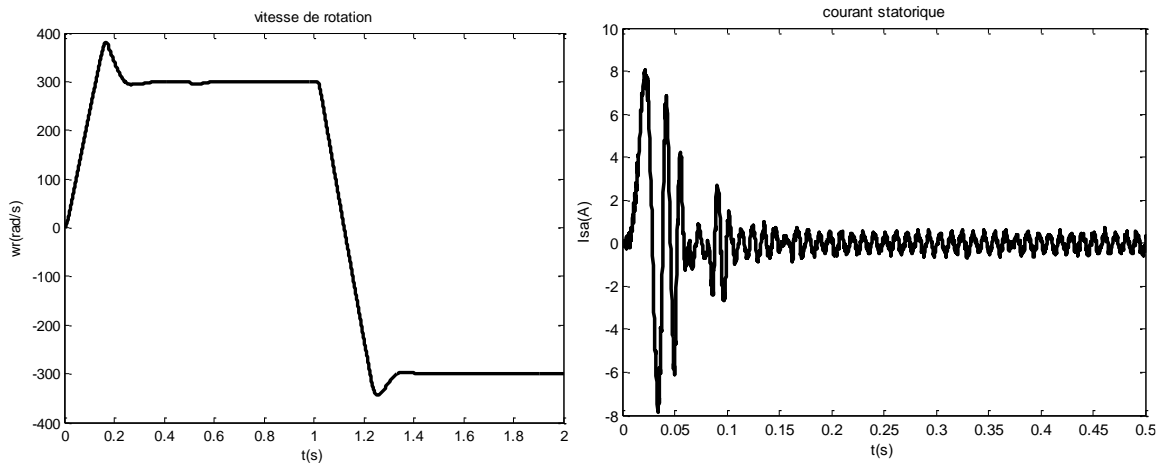


Figure 3.16. Réponses en vitesse de la MSAP avec régulateur PI lors de variation du moment d'inertie (1.5 J).

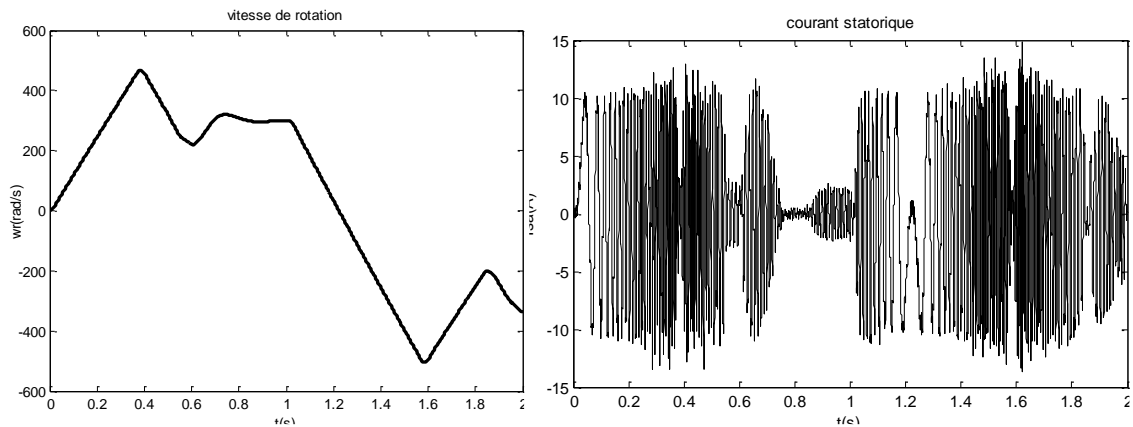


Figure 3.17. Réponses en vitesse de la MSAP avec régulateur PI lors de variation du moment d'inertie (3 J).

3.2.2. Les méthodes de commande vectorielle sans capteur mécanique

3.2.2.1. Méthodes à base d'observateur

Pour éviter, le problème posé par le traitement en boucle ouverte (B.O), on utilise des observateurs afin de reconstituer l'état du système. En effet, un observateur n'est qu'un estimateur en boucle fermée qui introduit une matrice de gain pour corriger l'erreur sur l'estimation. Lorsque le système à observer est déterministe alors le reconstituteur d'état est appelé observateur. Le plus connu et le plus simple est l'observateur de Luenberger. Par contre, lorsque le système est stochastique, il s'agit de filtre. Nous verrons également cet estimateur dans cette partie, nous allons utiliser filtre de Kalman pour estimer la vitesse mécanique. Pour observer les grandeurs non mesurables de la machine synchrone, il est nécessaire que le système soit observable, les équations de la machine synchrone à aimants permanents dans le repère fixé au stator sont [3]-[6] :

$$f(x(k), u(k)) = \begin{bmatrix} I_{d+1} & I_{q+1} & \Omega & \theta & Cr \end{bmatrix}^T = \begin{cases} (1 - T_s \frac{R_s}{L_d}) I_d + p\Omega T_s \frac{L_d}{L_q} I_q + T_s \frac{1}{L_d} V_d \\ (-p\Omega T_s \frac{L_d}{L_q}) I_d + (1 - T_s \frac{R_s}{L_q}) I_q - T_s \frac{\phi_f}{L_q} p\Omega + T_s \frac{1}{L_q} V_q \\ pT_s \frac{L_d - L_q}{J} I_d I_q + pT_s \frac{\phi_f}{J} I_q + (1 - T_s \frac{f}{J}) \Omega - T_s \frac{1}{J} C_r \\ \Omega \\ 0 \end{cases} \quad (3.20)$$

$$\text{Et } h = [I_d \ I_q]^T$$

La commande vectorielle sans capteur mécanique basée sur la vitesse estimée par le filtre de Kalman étendu (EKF). Les termes de non linéarité sont ΩI_d et ΩI_q . On suppose que les variations des grandeurs mécaniques sont lentes par rapport aux grandeurs électriques. Avec cette hypothèse le modèle de la machine synchrone linéaire est donné comme suit :

$$f(x(k), u(k)) = \begin{bmatrix} I_{d+1} & I_{q+1} & \Omega & \theta & Cr \end{bmatrix}^T = \begin{cases} (1 - T_s \frac{R_s}{L_d}) I_d + T_s \frac{1}{L_d} V_d \\ (1 - T_s \frac{R_s}{L_q}) I_q - T_s \frac{\phi_f}{L_q} p\Omega + T_s \frac{1}{L_q} V_q \\ pT_s \frac{\phi_f}{J} I_q + (1 - T_s \frac{f}{J}) \Omega - T_s \frac{1}{J} C_r \\ \Omega \\ 0 \end{cases}$$

La figure (3.18) représente le schéma global de la commande vectorielle de la MSAP associée au filtre de Kalman étendu. Dans ce modèle non linéaire, nous avons supposé que la vitesse mécanique est un état et pas un paramètre.

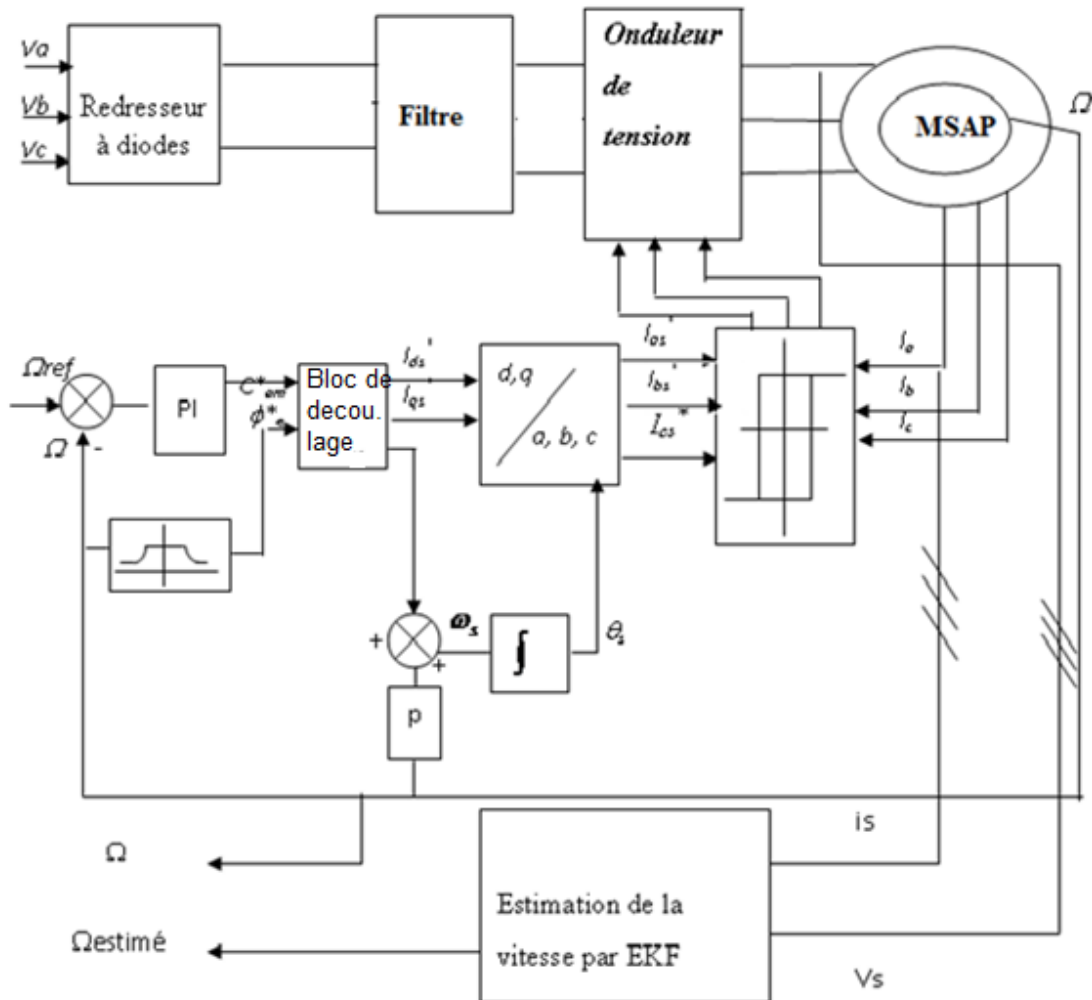


Figure 3.18. Schéma bloc de la commande en vitesse de la MSAP avec application du EKF.

3.2.2.2. Résultats et discussions

Afin d'évaluer les performances de l'algorithme d'identification par le filtre de Kalman étendu et par conséquent les performances du système d'entraînement, nous avons effectué différents tests de simulation, pour une commande vectorielle en vitesse et en position.

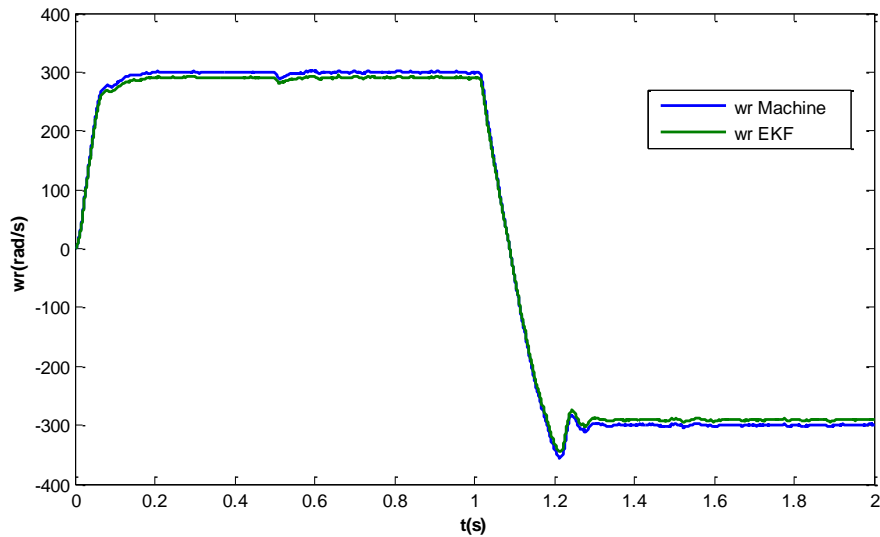


Figure 3.19 Evolution de la vitesse rotorique

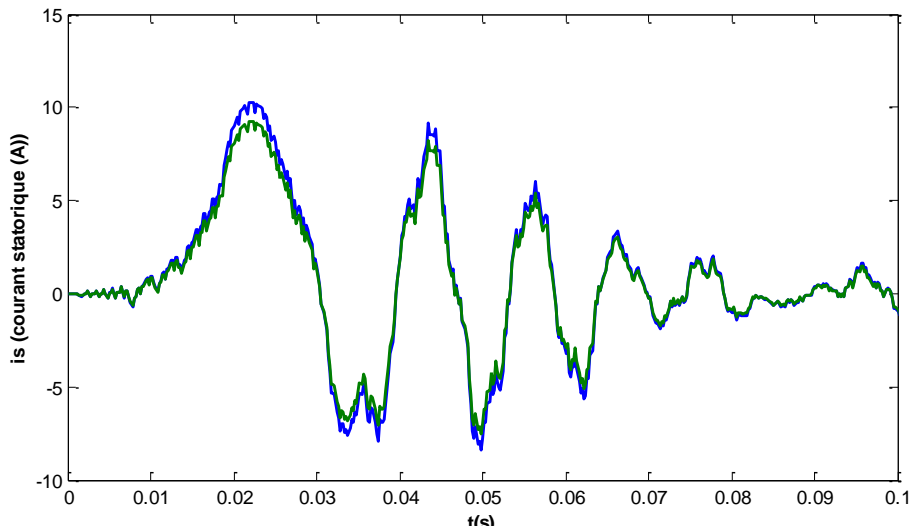


Figure 3.20 : Evolution du courant statorique

La figure (3.19) montre une réponse de vitesse lors du démarrage à vide du MSAP pour un échelon de consigne de 300 rd / s, suivie d'une application d'une

charge variable en fonction de la vitesse à partir de $t=0.5$ s. Les réponses en vitesse et en courants estimés et réelles sont données dans le même graphe.

Afin de tester la robustesse de la commande, les résultats de simulation donnés dans la figure (3.19) qui présente le comportement de la MSAP pour une réponse de vitesse évolue comme suit: à l'instant initial, on applique un échelon de vitesse de 300rad/s à $t=0.5\text{s}$, le sens de rotation du moteur est inversé à $t=1\text{s}$ et finalement à $t=0.4\text{s}$.

Nous avons observé que les résultats d'estimation sont très satisfaisants en terme de robustesse. En effet, les figures (3.19). (3.20) et (3.21) présentées dans cette partie, montrent que les erreurs d'estimation sont très faibles, même lors des variations importantes de la vitesse. On peut noter que cet algorithme sans capteurs proposé possède une large capacité de réglage de vitesse et une bonne réponse aussi bien en régime transitoire qu'en régime statique.

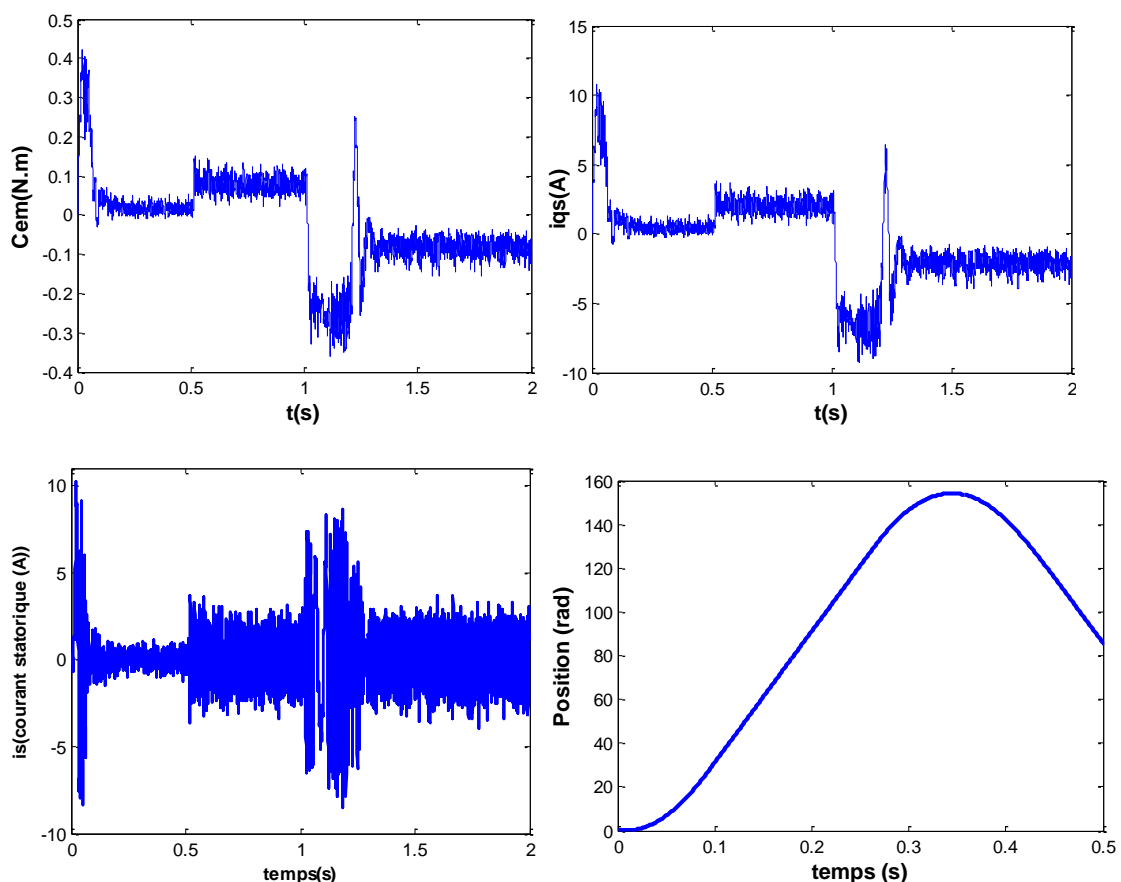


Figure (3.21) Comportement dynamique de la machine (inversion du sens de rotation et basse vitesse) pour l'asservissement de la vitesse avec inversion du sens de rotation par une commande vectorielle associée au filtre de Kalman étendu.

3.2.3. COMMANDE PAR RESEAUX DE NEURONES

La théorie des systèmes de commande fournit des outils d'analyses et de synthèses parfaitement adaptés aux systèmes linéaires. Cependant, vu le caractère non linéaire de la plupart des systèmes à commander et leur fonctionnement en présence d'imprévisions, de perturbations et des variations de l'environnement, rend les méthodes linéaires très limitées, d'ou la nécessité de développer de nouvelles techniques de commande qui puissent prendre en charge ces nouvelles considérations.

L'utilisation d'approximateurs universels, tels que les réseaux de neurones et les systèmes flous, dans la commande des systèmes non linéaire peut être interprétée comme une évolution naturelle des techniques de commandes, cette évolution est fondée sur plusieurs point :

- Capacité limitée des régulateurs classiques, nécessitant une étude détaillée de la dynamique du système, devant les systèmes complexes.
- Absence d'information à priori sur le système à commander, qui est considéré comme une boîte noire (entrées/sorties).

Cette partie consiste à utiliser les caractéristiques des réseaux de neurones pour identifier le comportement du système (régulateur classique de vitesse de type PI, régulateur de position plus le bloc d'orientation du flux (FOC), et le remplacer par un seul réseau de neurones artificiel.

3.2.3.1. Réseaux de neurones artificiels : (Neural Networks)

Un réseau de neurones artificiels peut être défini comme un modèle mathématique de traitement, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), fonctionnant en parallèle et connectés entre eux par des poids. Chaque élément calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

La figure (3.13) montre les différentes possibilités de classification des réseaux de neurones.

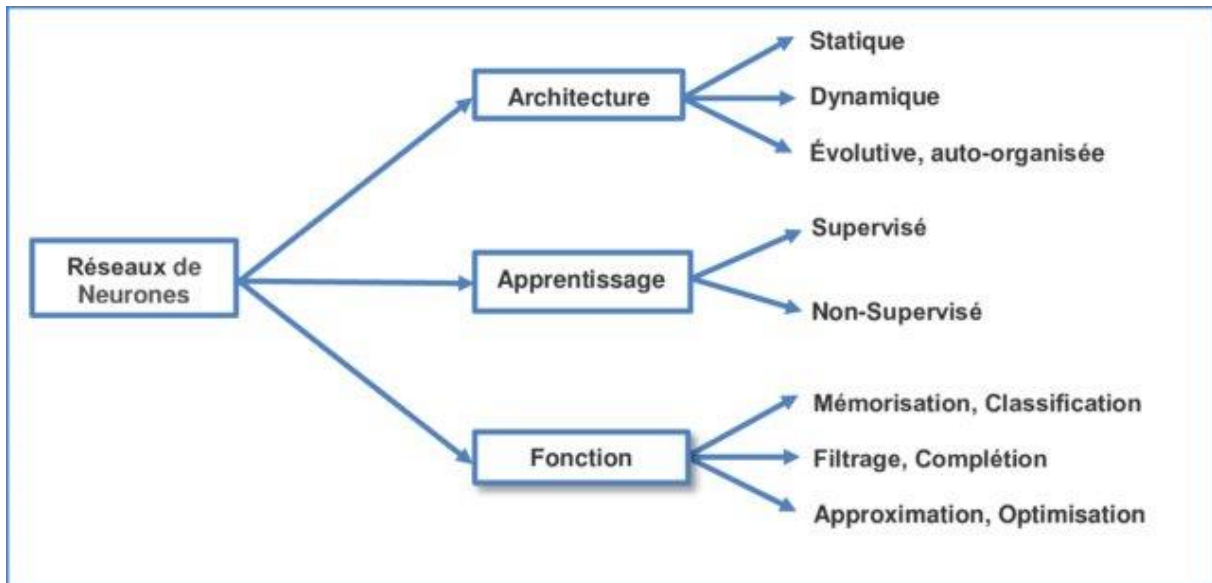


Figure 3.22. Différentes possibilités de classification des réseaux de neurones

3.2.3.2. Architecture des RNA

L'architecture d'un réseau de neurones permet de définir son fonctionnement et joue un rôle crucial dans son comportement. Elle dépend de ses couches et de la structure des connexions de ses neurones ; en effet, ces paramètres permettent de distinguer les différents types d'architectures neuronales [22-25].

3.2.3.2.1. Réseaux statiques

Ce type de réseaux est réparti généralement en couches de neurones. Tout, neurone d'une couche reçoit ses entrées à partir des neurones de l'entrée du réseau. Dans ce type, il n'existe pas de feed-back (boucles de retour d'informations). Le traitement des données se fait en sens unique et l'informations circule directement de la couche d'entrée vers la couche de sortie; le traitement des données est donc réalisé en boucle ouverte. Ce type de réseaux peut être utilisé pour résoudre les problèmes de classification ou d'approximation des fonctions.

3.2.3.2.2. Réseaux dynamiques

Les réseaux dynamiques, sont les réseaux qui peuvent comporter des boucles (feedback) entre les neurones. D'une manière générale, la sortie de chaque neurone peut être envoyée vers l'entrée des autres neurones du réseau. En outre, un réseau dynamique peut donner une sortie différente pour la même entrée à des instants différents, contrairement aux réseaux statiques qui donnent la même sortie pour une même entrée. Au départ, ces réseaux étaient utilisés pour traiter les problèmes de classification et de mémorisation. Actuellement, dans la littérature, la structure dynamique de ces réseaux est exploitée pour l'identification et la commande des systèmes dynamiques.

3.2.3.3. Phase d'apprentissage

Un apprentissage est dit supervisé lorsque on dirige le réseau de neurones vers des sorties désirées. Un tel apprentissage est réalisé via une base d'apprentissage, constituée des exemples de type entrées-sorties (les entrées du réseau et les sorties désirées). Dans le cadre de la prévision, la procédure utilisée est l'apprentissage supervisé (ou à partir d'exemples) qui consiste à associer une réponse spécifique désirée à chaque signal d'entrée. Ainsi, la modification des poids se fait progressivement jusqu'à ce que l'erreur entre les sorties du réseau et les résultats désirés sont minimisés. Cet apprentissage est performant si les données sont disponibles et si les solutions sont connues pour les exemples de la base d'apprentissage. Le rôle de cet apprentissage est de trouver des poids synaptiques optimaux afin de donner au réseau un comportement désiré à l'aide d'échantillons aléatoires.

Ainsi, le réseau de neurone est capable d'apprendre n'importe quelle relation non linéaire, c'est son premier avantage face aux méthodes classiques [6]. Ensuite, il n'est pas nécessaire d'avoir un modèle de la relation à identifier, il suffit d'en posséder des échantillons, qui peuvent être générés de manière expérimentale.

Dans cette phase, on entraîne le réseau pour qu'il puisse reproduire la loi de commande, c'est à dire la sortie du bloc (régulateur + FOC).

Nous allons effectuer l'apprentissage sous les conditions suivantes :

- Les conditions initiales sont nulles.
- Les entrées et les sorties du système «régulateur + FOC » sont regroupées dans une matrice prototype.
- Les échantillons sont présentés dans un ordre séquentiel au réseau.

L'apprentissage est obtenu en présentant 5000 exemples au réseau de neurone avec une erreur de 1%, en donnant des informations sur la variation de la consigne de vitesse de référence.

3.2.3.4. Choix de la structures du réseau de neurone

Le choix du nombre de neurones dans les différentes couches dépend du type de problèmes à traiter. Nous avons trouvé que l'architecture représentée dans la figure (3-17) est la meilleure. Les résultats d'apprentissage obtenus dans la figure (3-18) montre que les sorties du réseau et les sorties désirées sont confondues. On applique ces résultats pour commander la machine synchrone.

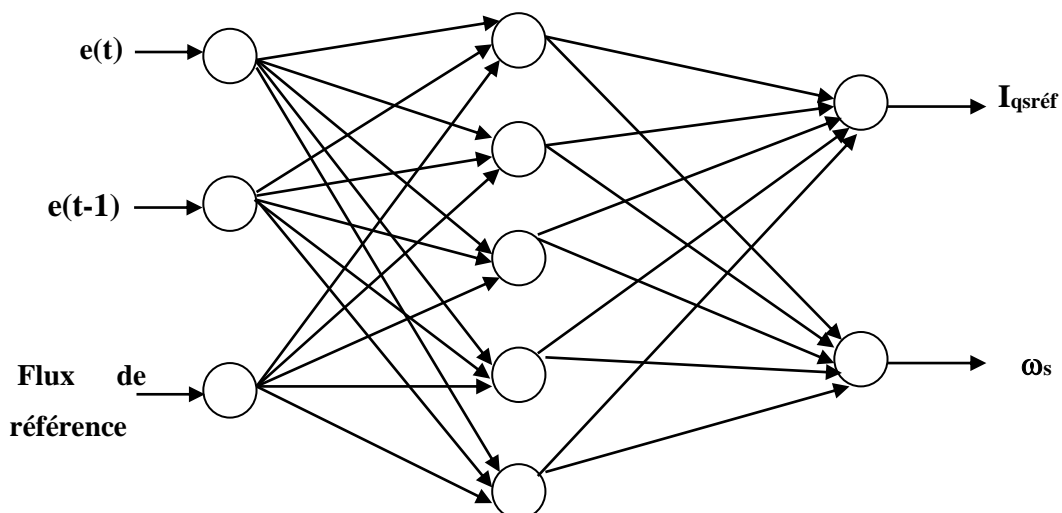


Figure 3.23. L'architecture du réseau de neurone

3.2.3.5. Résultats et discussions

L'application de ces résultats d'apprentissages permet d'obtenir des bonnes performances mécaniques (vitesse) représentées dans Les figures (3.26) et (3.27) pour le régulateur classique (PI). On remarque que :

- ✓ La vitesse et la position réelles suivent également leurs références.
- ✓ Contrôler le flux par réaction.
- ✓ Le découplage entre le couple et le flux est assuré.
- ✓ Minimiser le nombre de bloc de commande
- ✓ Minimiser les calculs.

Pour le bloc (régulateur PI (vitesse et position) +FOC) nous présentons les résultats suivants :

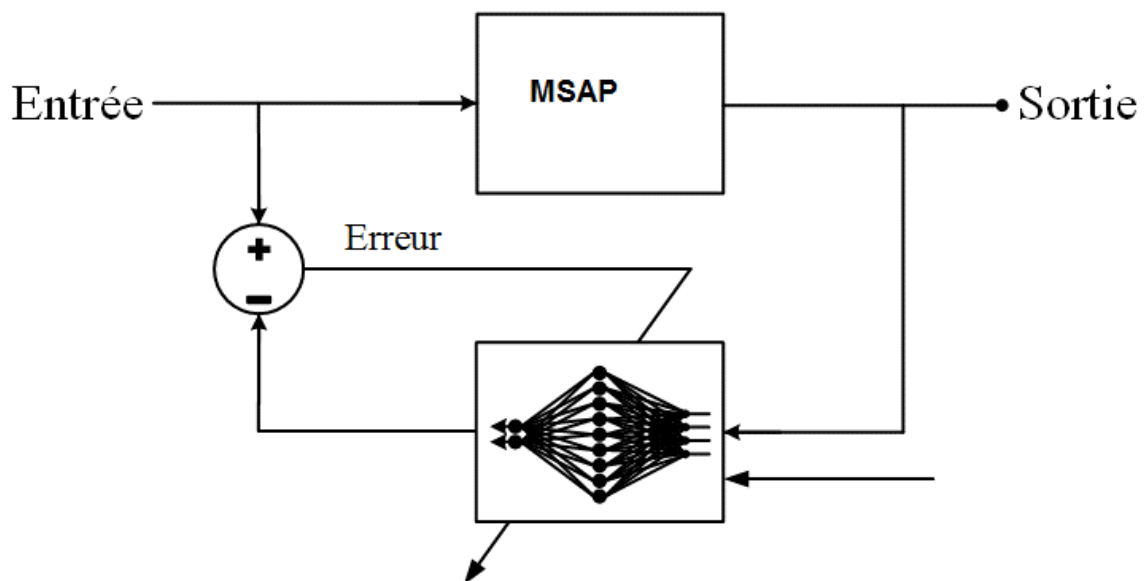


Figure 3.24. Schéma bloc de la commande par réseaux de neurones

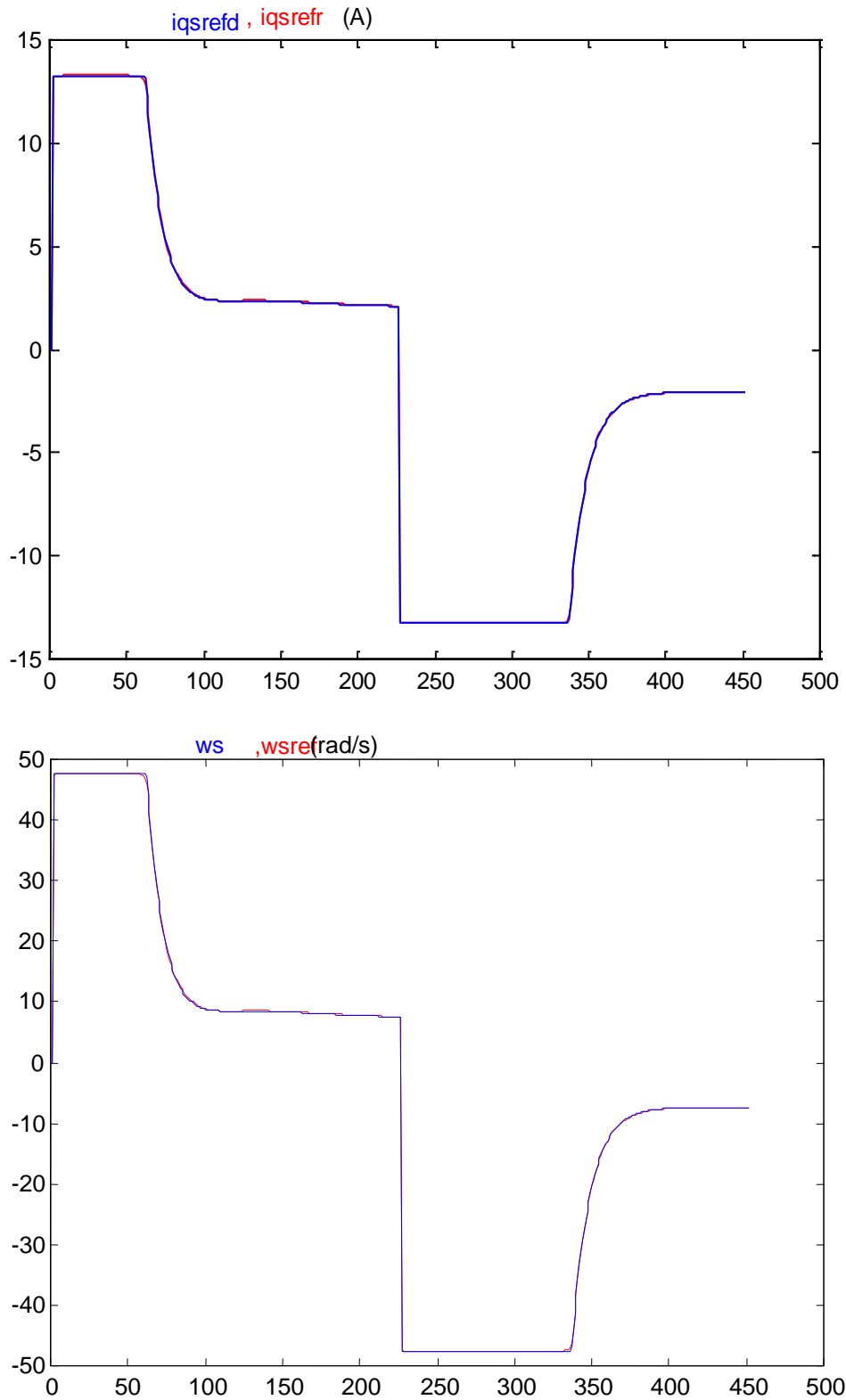


Figure 3.25. Phase d'apprentissage avec l'architecture [3 5 2].

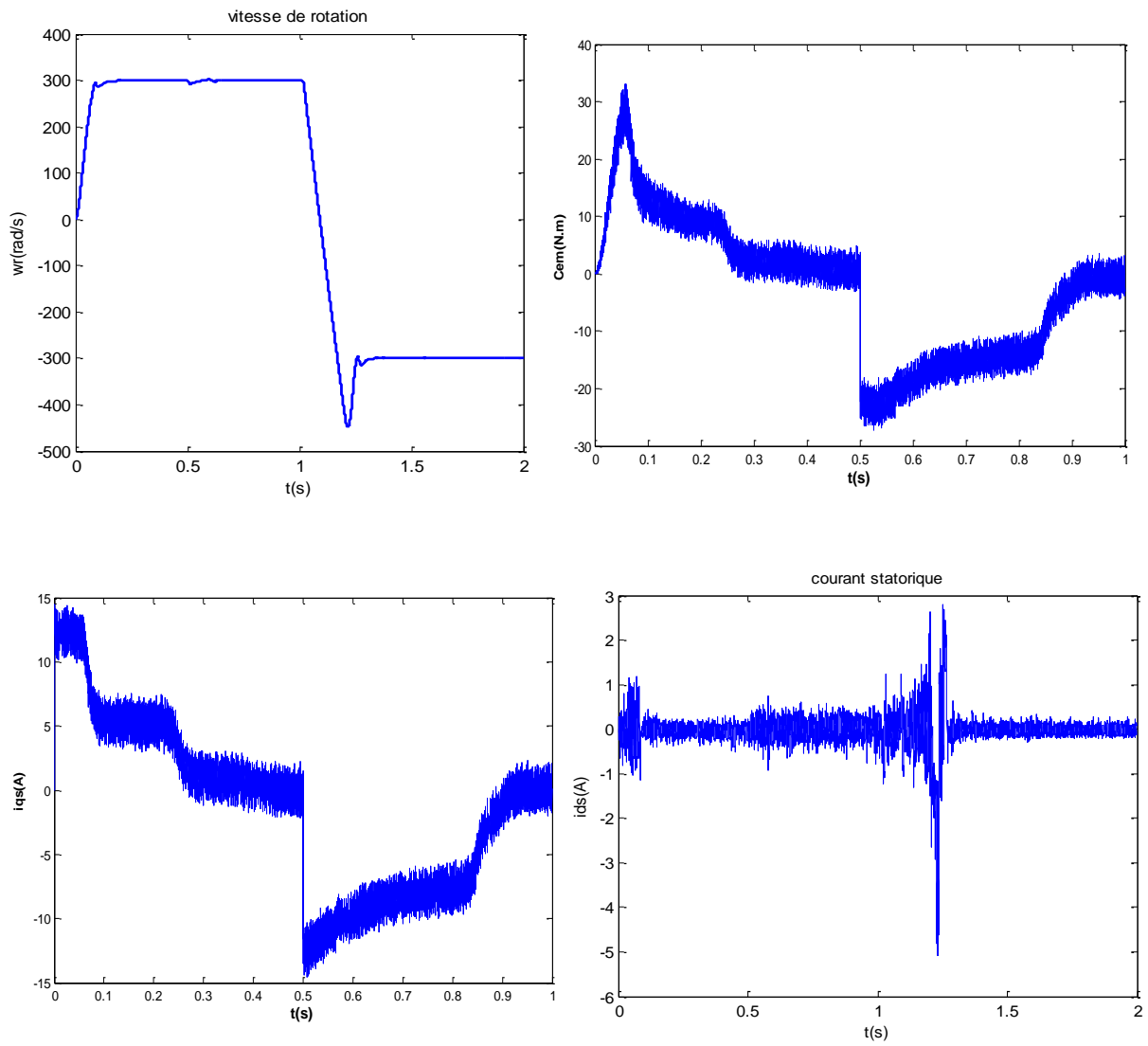


Figure 3.26. Commande par réseau de neurones de la MSAP avec l'architecture [3 5 2].

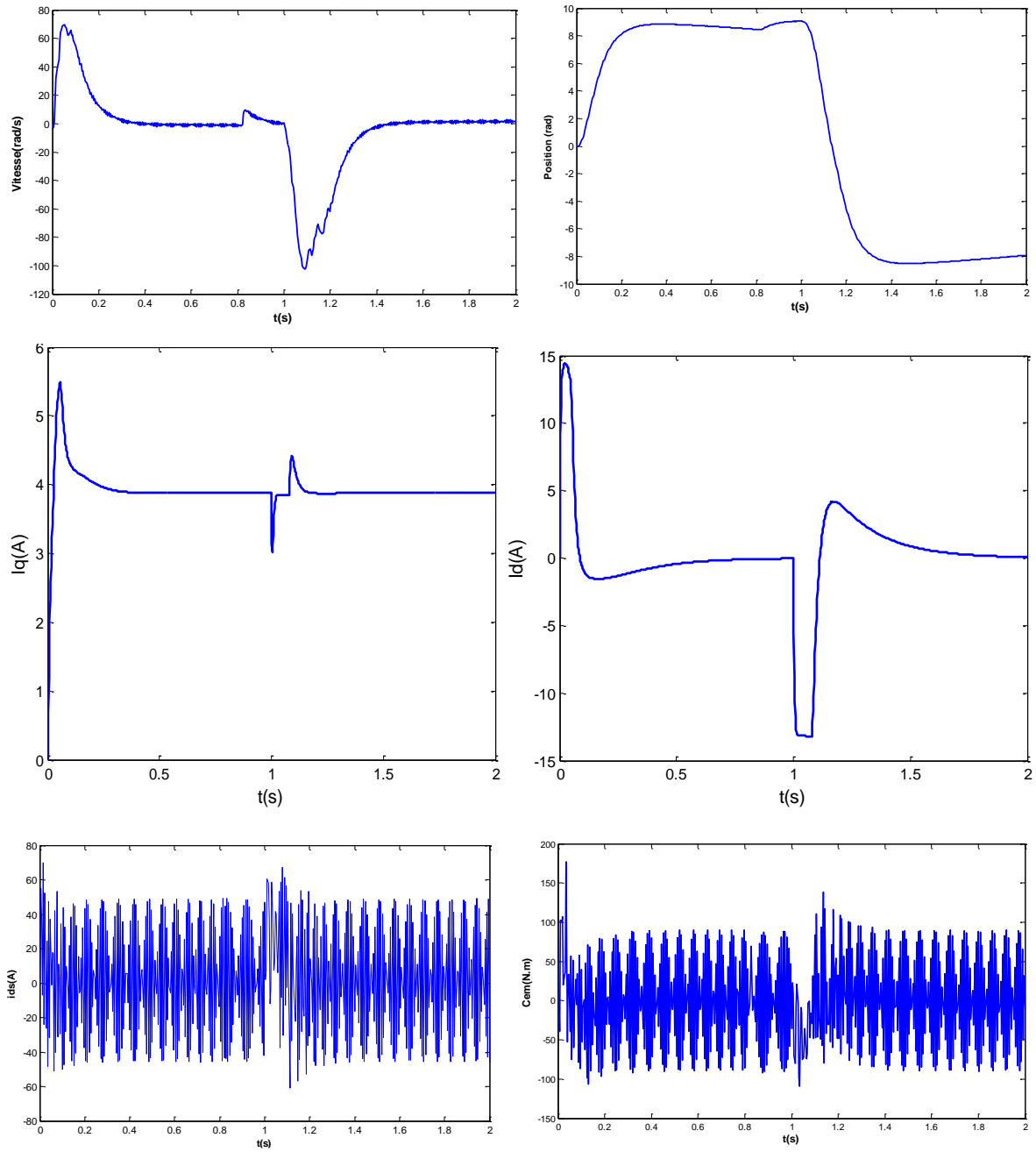


Figure 3.27. Commande en position ($\theta_{ref}=10$ rad) par réseau de neurones de la MSAP avec l'architecture [3 5 2].

3.3. Conclusion

Dans ce chapitre, en première partie, nous avons présenté un observateur d'état non linéaire (filtre de Kalman étendu) pour estimer la vitesse de rotation mécanique, la position du rotor et le couple de charge d'une MSAP commandé par la technique de commande vectorielle. Les résultats obtenus en simulation montrent l'efficacité du filtre de Kalman étendu. Ils se traduisent par une erreur d'estimation très petite pour différentes vitesses de rotation, les paramètres électriques ainsi que par l'insensibilité aux variations de la charge.

En deuxième partie, le régulateur en réseau de neurone proposé permet de remplacer le régulateur classique (PI). La variation de la charge peut créer des perturbations au convertisseur. Aussi, ils produisent des pertes supplémentaires importantes. Le régulateur serait donc conçu pour résoudre ces problèmes. La conception du réseau neurone artificiel est faite pour la comparaison avec un régulateur classique. Comme le réseau de neurone est capable d'apprendre à travers des exemples, la stabilité dynamique du système pourra être obtenue.

L'utilisation des réseaux de neurones pour le réglage de la vitesse de la machine synchrone permet de réduire le nombre des blocks de commande. La commande supervisée nous a permis d'améliorer les performances dynamiques et statiques. Le découplage est donc assuré entre le flux et le couple électromagnétique. En résumé, les réseaux de neurones sont susceptibles de trouver des solutions efficaces et élégantes notamment dans la commande de la MSAP.

CONCLUSION

L'estimation des performances des machines électriques pour la traction est un axe de recherche important. Ce travail de thèse s'inscrit dans le cadre de l'identification et l'optimisation de la performance des machines synchrones à aimants permanents. La diversité des structures de ces machines mérite en effet une étude approfondie et appropriée.

Le but de cette étude était de faire une identification des paramètres des machines synchrone à aimant permanent en vue d'une surveillance thermique afin d'assurer le meilleur contrôle possible en couple.

Dans la première partie de notre travail, Plusieurs structures de machines ont été présentées, en montrant la diversité des structures de rotors à aimants. Nous avons constaté alors que les machines à aimants encastrés et enterrés permettent une réduction du volume des aimants et/ou du courant à couple donné. Nous avons également constaté que les aimants à base de terres rares (*NbFeB*) se sont mieux placés pour les machines électriques de traction de plusieurs kilowatts à cause de leurs performances et que certains matériaux magnétiques doux permettaient d'augmenter le rendement des machines.

Ainsi, nous avons modélisé les différentes parties constitutives de l'ensemble de ce système à savoir la machine synchrone, l'onduleur de tension MLI commandé en courant (contrôle par hystérésis ou par modulation de largeurs d'impulsions).

Nous avons également présenté une méthode d'identification basée sur une mise à jour récursive des coefficients du l'algorithme pour s'adapter à l'opération d'estimation. La connaissance des variations de température ou de ces paramètres permet en effet d'éviter une dégradation des performances en adaptant le contrôle en couple et de mettre en place une surveillance thermique autorisant notamment une meilleure disponibilité de la machine, sans risque d'endommagement. Pour répondre à ce double objectif, nous avons proposé pour estimer les paramètres électriques par le filtre de Kalman étendu (EKF) sur la base d'une modélisation réaliste de la machine. Des essais faciles de mise en œuvre et qui ont l'avantage d'être adaptée aux machines synchrone qui présentent les contraintes de fabrication suivantes :

Inaccessibilité du point neutre et du courant d'excitation, ignorance des formes géométriques et de la nature des aimants, existence ou non d'enroulements amortisseurs.

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

La commande vectorielle par orientation de flux rotorique permet de définir une structure de contrôle tout à fait semblable à celle d'une machine à courant continu à excitation séparée. Afin d'obtenir un découplage entre le flux et le couple.

L'analyse des résultats obtenus par simulation, montre que cette technique offre de bonnes performances dynamiques.

Nous avons également remplacé le bloc (PI + FOC) pour la commande supervisée de la machine synchrone, par un seul réseau de neurones, ce dernier a pu approximer avec succès le comportement du régulateur (PI), et du bloc de l'orientation du flux (FOC), donnant en sortie les vecteurs de commande de la machine synchrone.

Nous avons ainsi réduit le nombre de blocs dans le schéma de commande, et diminuer, de ce fait, l'effet de l'interaction des blocs.

Nous avons analysé les performances de la commande de vitesse de la machine synchrone alimentée par l'onduleur de tension en utilisant : Un régulateur PI, et réseaux de neurones.

En perspectives de ce travail, d'autres études peuvent être menées, nous pouvons citer afin d'améliorer les performances de la MSAP par exemple ; conception d'une MSAP en utilisant des structures perforées pour résoudre le comportement vibratoire de la machine comme expliquer dans l'article que nous avons publié.

REFERENCES

1. S. Ichikawa, M. Tomita, S. Doki, and S. Okuma. "Sensorless control of permanent-magnet synchronous motors using online parameter identification based on system identification theory," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 53, no. 2, pp.363–372 (2006).
2. D. Xu, J. Liu, S., Zhang, H. Wei, Elimination of Low-speed Vibration in Vector-controlled Permanent Magnet Synchronous Motor by Real-time Adjusted Extended Kalman Filter. *Electric Power Components and Systems*, 43(20), 2276-2287 (2015).
3. R. Olfati-Saber." Distributed Kalman filter with embedded consensus filters. 44th IEEE Conference on Decision and Control", 2005 and 2005 European Control Conference (CDC-ECC '05), pages 8179–8184 (Dec. 2005).
4. A. A. Hassan, A. M. Kassem, Modeling, Simulation and Performance Improvements of a PMSM Based on Functional Model Predictive Control. *Arabian Journal for Science & Engineering (Springer Science & Business Media BV)*, 38(11) (2013).
5. R. Arulmozhiyal and K. Baskaran, "Implementation of a Fuzzy PI Controller for Speed Control of Induction Motors Using FPGA," *Journal of Power Electronics*, vol. 10, pp. 65-71 (2010).
6. O. Lutfy, Wavelet Neural Network Model Reference Adaptive Control Trained by a Modified Artificial Immune Algorithm to Control Nonlinear Systems. *Arabian Journal for Science & Engineering (Springer Science & Business Media BV)*, 39(6) (2014).
7. M.Zeraoulia et al. Diallo, "Electric Motor Drive Selection Issues for HEV Propulsion systems: A comparative study," *IEEE Trans on Vehicular Technology*, Vol.55, No.6, pp1756-1764 (2006).
8. L. Liu, W. X. Liu, and D. A. Cartes. Permanent magnet synchronous motor parameter identification using particle swarm optimization. *International Journal of Computational Intelligence Research*, 4(2), 211-218 (2008).
9. K. Liu, Q. Zhang, J. Chen, Z.Q. Zhu and J. Zhang. Online multiparameter estimation of nonsalient-pole PM synchronous machines with temperature

- variation tracking. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 58(5), 1776-1788 (2011).
10. R. Delpoux, M. Bodson, and T. Floquet. "Parameter estimation of permanent magnet stepper motors without mechanical sensors," *Control Engineering Practice*, vol. 26, pp. 178–187, May 2014.
 11. S.-B. Lee, T. G. Habetler, R. G. Harley, and D. J. Gritter. "An evaluation of modelbased stator resistance estimation for induction motor stator winding temperature monitoring," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, 17(1):7–15 (2002).
 12. Z. YILMAZ, M. OKSAR, F. BASCIFTCI, Multi-Objective Artificial Bee Colony Algorithm to Estimate Transformer Equivalent Circuit Parameters. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences (PEN)*, 5(3), (2017).
 13. G. terorde, "Sensorless control of a permanent magnet synchronous motor for PV-powered water pump systems using the extended Kalman filter," Ninth international Conference on Electrical Machine and Drives, conference Publication N0486, IEE, 1999.
 14. K. T. Chau, C. C. Chan, and L. Chunhua, "Overview of permanent-magnet brushless drives for electric and hybrid electric vehicles," *IEEE Trans. Ind. Electron.* vol. 55, no. 6, pp. 2246–2257, Jun. 2008..
 15. K. I. Laskaris and A. G. Kladas, "Internal permanent-magnet motor design for electric vehicle drive," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 57, no. 1, pp. 138–145, Jan. 2010.
 16. J. O. Estima and A. J. M. Cardoso, "Performance analysis of a PMSM drive for hybrid electric vehicles," in *Proc. Int. Conf. Elect. Mach.*, Sep. 6–8, 2010, pp. 1–6
 17. N. Urasaki, T. Senjyu, and K. Uezato, "A novel calculation method for iron loss resistance suitable in modeling permanent-magnet synchronous motors," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 18, no. 1, pp. 41-47
 18. N. Henwood, "Online estimation of electric motor parameters for tracking of its components temperature in automotive application," PhD. thesis, NORMAL SCHOOL SUPERIOR PARIS MINE , France, 2014.
 19. F. khatounian, "Contribution to modeling, identification and control of a haptic interface with one degree of freedom driven by a permanent magnets

- synchronous machine," PhD. thesis, NORMAL SCHOOL SUPERIOR CACHAN, France, 2006.
20. Kerid, R., Bourouina, H., & Yahiaoui, R. (2018). Parameter identification of PMSM using EKF with temperature variation tracking in automotive applications. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences (PEN)*, 6(2), 109-119.
 21. S. Ma, P. Wu, J. Ji, X. Li, Sensorless control of salient PMSM with adaptive integrator and resistance online identification using strong tracking filter. *International Journal of Electronics*, 103(2), 217-231 (2016).
 22. Hodjati, Shahin, and Christian Bert. "Method for real time determination of the mass of particles in a particle filter of a motor vehicle." U.S. Patent No. 7,319,928. 15 Jan. 2008.
 23. X. Deng, J. Lu, R. Yue, and J. Zhang., A strong tracking particle filter for state estimation. In *Natural Computation (ICNC), 2011 Seventh International Conference on* (Vol. 1, pp. 56-60). IEEE. (2011, July).
 24. Y. Yi, W. X. Zheng, C. Sun, and L. Guo, DOB Fuzzy Controller Design for Non-Gaussian Stochastic Distribution Systems Using Two-Step Fuzzy Identification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 24(2), 401-418, (2016).
 25. M. Klingajay and N. I. Giannoccaro, Comparison between least square & Newton Raphson for estimation parameters of an autonomous threaded fastenings. In *Industrial Technology, 2003 IEEE International Conference on* (Vol. 1, pp. 163-168). IEEE (2003, December).
 26. H. O. Ozer, Y. Hacioglu, N. Yagiz, Controlling the Building Model Using High Order Sliding Mode Control Optimized by Multi Objective Genetic Algorithm. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences (PEN)*, 5(3), (2017).
 27. Ludois, D. C., Reed, J. K., & Hanson, K. (2012). Capacitive power transfer for rotor field current in synchronous machines. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 27(11), 4638-4645.
 28. Musavi, F., Edington, M., & Eberle, W. (2012, September). Wireless power transfer: A survey of EV battery charging technologies. In *2012 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)* (pp. 1804-1810). IEEE.
 29. Abassi, M., Khlaief, A., Saadaoui, O., Chaari, A., & Boussak, M. (2015, December). Performance analysis of FOC and DTC for PMSM drives using

- SVPWM technique. In *2015 16th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering (STA)* (pp. 228-233). IEEE.
30. Korkmaz, F., Topaloğlu, İ., Çakir, M. F., & Gürbüz, R. (2013, May). Comparative performance evaluation of FOC and DTC controlled PMSM drives. In *4th International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives* (pp. 705-708). IEEE.
31. Merzoug, M. S., & Naceri, F. (2008). Comparison of field-oriented control and direct torque control for permanent magnet synchronous motor (PMSM). *World Academy of Science, Engineering and Technology*, *45*, 299-304.
32. Wang, Z., Chen, J., Cheng, M., & Chau, K. T. (2015). Field-oriented control and direct torque control for paralleled VSIs fed PMSM drives with variable switching frequencies. *IEEE Transactions on Power Electronics*, *31*(3), 2417-2428.
33. Kumar, P., Dhundhara, S., & Makin, R. (2016, December). Performance analysis of PMSM drive based on FOC technique with and without MRAS method. In *2016 International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE)* (pp. 1-6). IEEE.