

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ MOHAMED KHIDER - BISKRA

FACULTÉ DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE

FILIÈRE : ÉLECTROMÉCANIQUE

OPTION : ÉLECTROMÉCANIQUE



Mémoire de Master

En vue de l'obtention du diplôme de master en génie électrique

Estimation d'état pour les systèmes représentés par les multi-modèles: application à la machine synchrone à réluctance variable

Réalisé par: Mohammed CHIKH SALAH

Soutenue publiquement le : 10/07/2019

Devant le jury composé de:

Saadi RAMZI	MCA	Université de Biskra	Président
Mohamed Yacine HAMMOUDI	MCA	Université de Biskra	Encadreur
Rabhi BOUALAGA	Pro	Université de Biskra	Examineur

Année Universitaire 2018/2019

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ MOHAMED KHIDER - BISKRA

FACULTÉ DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE

FILIÈRE : ÉLECTROMÉCANIQUE

OPTION : **électromécanique**



Mémoire de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du diplôme:

Master(LMD)

Thème

*Estimation d'état pour les systèmes représentés par
les multi-modèles: application à la machine
synchrone à réluctance variable*

Présenté par

Mohammed CHIKH SALAH

Avis favorable de l'encadreur:

Je dédie ce modeste travail À:

mes très chers parents qui m'ont soutenu et encouragé jusqu'au bout et à qui je dois tout l'amour et le respect ,

À mes chères sœurs ,

À mes chères frères,

À La mémoire de mes grand parents,

À mon cher ami ABBOUNA Ycine .

À tous mes amis,

À groupe TIDIWT,

À toute la section ÉLECTROMICANIQUE,

À tous ceux qui ont contribué de loin ou de près à la réalisation de mon travail .

REMERCIEMENT



Je tiens premièrement à prosterner remerciant Allah le tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience pour terminer ce travail.

Je tiens à exprimer ma plus profonde gratitude et reconnaissance à mon directeur de mémoire monsieur Mohammed Yacine HAMMMOUDI. Leur disponibilité, soutien et surtout patience ont été des éléments déterminants dans la réussite de ma mémoire.

Et je remercie tout particulièrement Mr: Anouar BOUKHLOUF pour toutes les informations qu'il m'a données et la prévention de Dieu à ce qu'il réussisse à préparer son doctorat

J'adresse mes respectueux remerciements aux membres du jury:

Saadi RAMZI MCA à l'université de Biskra.

Rabhi BOUALAGA Pro à l'université de Biskra.

Je souhaite également exprimer mes remerciements aux collègues et aux amis ainsi qu'à ma famille pour leurs encouragements et soutien. Merci à tous !!

*L*es travail présenté dans ce mémoire porte sur l'estimation d'état d'une machine synchrone a réluctance variable représentée par des multi-modèles de type Takagi-Sugeno. La décomposition en secteurs non linéaire a nous permet de réécrire le système non linéaire sous la forme des polytopes sans perte d'information .

Grâce à la seconde théorie de Lyapunov, des conditions des inégalités matricielles LMI et nous permis de calculer les gains d'un observateur de type PI dans le cas Variables de décisions non mesurables.

Mots-Clés: Système non linéaire, multi-modèles de Takagi-Sugeno, reconstruction d'état , estimateur PI, machine synchrone a réluctance variable. inégalités matricielles linéaire LMI.

*T*his work deals with state estimation for synchronous machine with variable reluctance represented by fuzzy Takagi-Sugeno models.

The sector nonlinearity transformation consist to rewrite the initial non linear system without information losses.

The stability conditions are written into LMIs based on the second Lyapunov method, it allows to calculate the PI observer gains

Key words: Nonlinear system, Takagi-Sugeno multi model, state estimation, synchronous machine with variable reluctance, LMI.

Estimation d'état pour les systèmes représentés par les
multi-modèles: application à la machine synchrone à
réductance variable

Mohammed CHIKH SALAH

July 8, 2019

TABLE DES MATIÈRES

1	<i>Generalite sur las machines synchrone a reluctance variable</i>	4
1.1	Introduction	4
1.2	Historique du développement de la MSRV	5
1.3	Principe de Fonctionnement	6
1.3.1	Concept de réluctance	6
1.3.2	Fonctionnement	7
1.4	Influence du paramètre L_d/L_q sur les performances de la machine	7
1.5	Types de géométrie de rotor	9
1.5.1	Rotor Massif	10
1.5.2	Rotor avec barrières de flux	11
1.5.3	Rotor avec assistance par aimants	11
1.5.4	Rotor avec assistance de supraconducteurs	13
1.6	Modélisation de la machine MSRV	14
1.6.1	Hypothèses simplificatrices	14
1.6.2	Equations électriques de la machine dans le repère abc	14
1.6.3	Equations électriques de la machine dans le repère $\alpha\beta$	15
1.6.4	Equations électriques de la machine dans le repère dq	16
1.6.5	Equations mécaniques	18
1.7	Conclusion	19
2	<i>Etat de l'Art sur Les Multi-Modeles de Takagi-Sugeno</i>	20
2.1	Introduction	20

2.2	Concepts élémentaires sur les multi-modèles de type Takagi-Sugeno	20
2.3	Vers la représentation multi-modèles	21
2.3.1	Espace de fonctionnement	22
2.3.2	Zone de fonctionnement	22
2.3.3	Variable de décision	23
2.3.4	Fonction d'activation	23
2.3.5	Structures multi-modèles	24
2.3.6	Obtention d'une structure multi-modèles couplée	25
2.4	Stabilité des systèmes de Takagi-Sugeno	30
2.4.1	Stabilité quadratique des systèmes flous de Takagi-Sugeno	30
2.5	État de l'art sur les observateurs	31
2.5.1	Observateurs des systèmes non linéaires	31
2.5.2	Observateurs des multi-modèles TS	32
2.6	Conclusion	33
3	<i>Reconstruction des états d'une MSRV</i>	34
3.1	Introduction	34
3.2	Estimateur PI	34
3.3	<i>Application à la MSRV</i>	37
3.3.1	<i>Représentation de la MSRV par les multi-modèles</i>	37
3.3.2	Variables de prémisses	37
3.3.3	fonctions d'appartenance	38
3.4	Reconstruction des états du MSRV	40
3.5	Résultats de simulation	41
3.5.1	Réponse à un cycle dynamique	41
3.5.2	Essai en charge	45
3.5.3	Réponse à Base vitesse	48
3.6	Conclusion	52

LISTE DES FIGURES

1.1	Historique du développement de la MSR.V.	5
1.2	Deux objets dans un champ magnétique B a) géométrie isotopique b) géométrie anisotrope.	6
1.3	Position du courant statorique dans le repère (dq).	7
1.4	Facteur de puissance en fonction du rapport de saillance L_d/L_q	9
1.5	Différents types de Rotor massifs	10
1.6	Moteur radialement laminé et axialement laminé	11
1.7	Moteur à assistance d'aimants	12
1.8	Moteur à aimants de ferrite	12
1.9	Mise en place des aimants au rotor	13
1.10	Moteur avec isolant supraconducteur	13
1.11	Repères fixe $\alpha\beta$ et synchrone dq	15
2.1	Domaines de validité disjoints	22
2.2	Domaines de validité avec recouvrement	23
3.1	Réponse de vitesse à un cycle dynamique	42
3.2	Erreur entre la vitesse de MSR.V et l'observateur PI	42
3.3	Courant sur l'axe-d	43
3.4	Erreur entre le courant i_d de MSR.V et l'observateur PI	43
3.5	Courant sur l'axe-q	44
3.6	Erreur entre le courant i_q de MSR.V et l'observateur PI	44
3.7	Réponse des vitesses de la MSR.V et son l'observateur PI	45

3.8	Erreur entre la vitesse de MSRV et l'observateur PI	46
3.9	Courant sur l'axe-d	46
3.10	Erreur entre le courant id de MSRV et l'observateur PI	47
3.11	Courant sur l'axe-q	47
3.12	Erreur entre le courant iq de MSRV et l'observateur PI	48
3.13	Réponse des vitesses de la MSRV et l'observateur PI d'un fonctionnement à basse vitesse.	49
3.14	Erreur entre la vitesse de MSRV et l'observateur PI d'un fonctionnement à basse vitesse.	49
3.15	Courant sur l'axe-d	50
3.16	Erreur entre le courant id de MSRV et l'observateur PI	50
3.17	Courant sur l'axe-q	51
3.18	Erreur entre le courant iq de MSRV et l'observateur PI	51

LISTE DES TABLEAUX

3.1 Paramètres de la MSRV 39

Glossaire

V_a, V_b, V_c : Tensions des phases a,b,c

i_a, i_b, i_c : Courants des phases a,b,c

$\varphi_a, \varphi_b, \varphi_c$: Flux des phases a,b,c

R_s : Résistance d'une phase statorique

L_d : Inductance de l'axe d

L_q : Inductance de l'axe q

N_p : Nombre de paires de pôles

Ω : Vitesse angulaire mécanique

ω : Pulsation électrique

θ : Position du rotor

F : Coefficient de frottements visqueux

C_e : Couple électromagnétique

C_r : Couple résistant

J : Moment d'inertie

Acronymes

MSRV : Machine Synchrone à Réductance Variable

LMI : Inégalité matricielle linéaire(Linear Matrix Inequality)

LPV : Linéaire à Paramètres Variable(Linear Parameter Varying)

MM : Multi-modèles

TS : Takagi-Sugeno

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les procédés réels sont souvent de nature non linéaire, cette non linéarité est due soit à la complexité des phénomènes physiques, soit à la nature des bouclages utilisés. La complexité de ces systèmes conduisent alors, au développement des approches de représentation adaptées aux modèles linéaires, parmi ces techniques, la représentation multi-modèles flous de type Takagi-Sugeno (TS). La motivation de cette approche découle du fait qu'il est souvent difficile de concevoir un modèle qui tient compte de toute la complexité du système étudié. Cette méthode s'appuie sur l'obtention d'un ensemble de polytopes interconnectés par des fonctions non linéaires, vérifiant la propriété de somme convexe. Chaque sous-modèle décrit le comportement du système non linéaire dans une zone de fonctionnement particulière. La méthode qui repose sur les secteurs non linéaire est la plus souvent utilisée car, elle nous permet de représenter le système sans aucune perte d'information.

Suite à la phase de modélisation, l'estimation des variables d'états du système, est une étape importante voir indispensable pour la synthèse des lois de commande ou pour le diagnostic des processus industriels. Cette estimation s'opère par le biais d'un système dynamique, souvent appelé estimateur d'état ou bien observateur.

L'analyse de la convergence de l'erreur d'estimation, s'effectué généralement à l'aide de la seconde méthode de Lyapunov. Des conditions de convergence de l'erreur sont alors établies sous la forme d'un ensemble d'inégalités matricielles LMI.

Notre contribution réside dans l'estimation d'état d'une machine synchrone à réluctance variable et un observateur par les multi-modèles de Takagi-Sugeno

Le document est organisé comme suit: Dans le premier chapitre un rapple sur d'information

générale de la machine MSR_V et un rappel sur la modélisation de la MSR_V ,Dans le second chapitre un rappel sur la représentation multi-modèle de Takagi-Sugeno a été exposé, notamment les variables de premisses et les fonctions d'activation ,ainsi les différentes structures, L'ultime chapitre est consacré au développement de notre estimation robuste ainsi des résultats de simulation. Une conclusion générale vient clôturer les trois chapitres de ce mémoire.

CHAPITRE 1

GENERALITE SUR LAS MACHINES SYNCHRONE A RELUCTANCE VARIABLE

1.1 Introduction

La machine synchrone à réluctance variable (MSRV) a reçu beaucoup d'attention pour de nombreuses applications dans l'industrie depuis ces dernières années en raison de la simplicité de sa structure et d'un faible coût de fabrication, La MSRV convient donc aux applications à forte puissance et à haute vitesse, domaine largement occupé actuellement par la machine asynchrone. Mais cette dernière présente des pertes Joule et des pertes fer au rotor en régime permanent. La machine synchro-réluctante est donc sur ce point une véritable concurrente de la machine asynchrone.

Nous commencerons par présenter l'historique du développement de la machine synchrone à réluctance variable (MSRV) et nous allons expliquer le principe de fonctionnement et Influence du paramètre L_d/L_q sur les performances de la machine Puis nous donnons une description des différentes structures de rotor qui ont été développées jusqu'à présent pour ce type de machine. Ensuite Nous rappellerons le modèle de la MSRV dans l'espace d'état , Nous terminerons ce chapitre par une conclusion

1.2 Historique du développement de la MSR/V

Avec le développement de l'électromagnétisme au 19^{ème} siècle, de nombreux dispositifs utilisant le principe de la réluctance variable ont vu le jour. Certains auteurs parlent même du fait que ce serait l'un des premiers principes utilisés pour la conversion de l'énergie électromagnétique en énergie mécanique. En effet *JACOBI*, le physicien russe, a proposé une structure tournante à réluctance variable en 1834. A la même époque l'américain *C.GraftonPage* a réalisé plusieurs dispositifs à fer tournant.[KAD15] L'historique du développement de la MSR/V est montré sur la figure (1.1). Le principe de réluctance variable pour la production de couple est connu depuis plus de 160 ans.[TRU16] Ainsi la MSR/V développée par ABB a obtenu le prix "2011 Automation Award" délivré par "AUTOMATION trade magazine" en Allemagne [ABB].

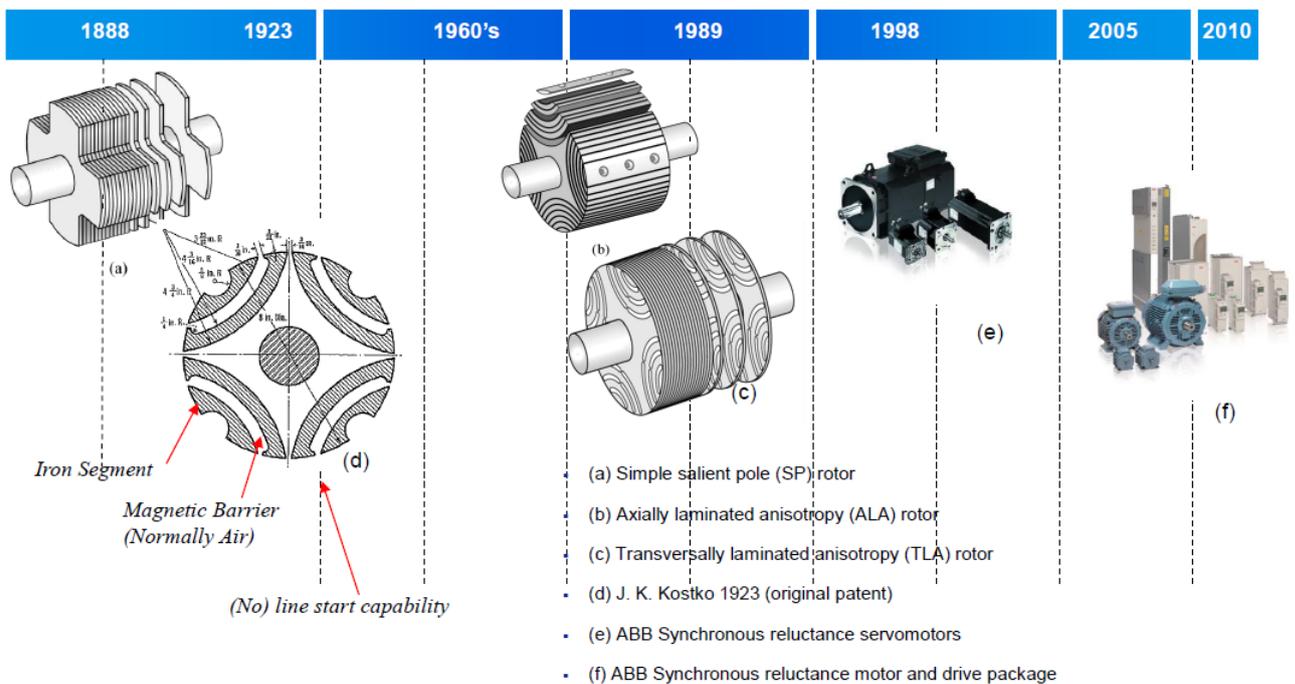


Fig 1.1: Historique du développement de la MSR/V.

Développer des méthodes d'optimisation au niveau de la conception et de la commande afin d'augmenter des performances de la MSR/V reste d'actualité comme le montre le nombre important de publications récentes. Les applications actuelles de la MSR/V se situent dans les domaines de l'industrie textile, des machines outils, et dans les applications à vitesses de rotation élevées. Récemment, elle a pu être utilisée pour les applications de

traction, véhicule électrique, pompage et ventilation. [TRU16]

1.3 Principe de Fonctionnement

1.3.1 Concept de réluctance

Le principe de fonctionnement de la MSR repose sur deux concepts principaux :

- l'effet de réluctance.
- l'utilisation d'une Force Magnéto Motrice sinusoïdale tournante produite par le stator d'une machine triphasée de type à induction.

Le principe de réluctance est illustré sur la Figure (1.2). Deux objets magnétiques sont soumis à un champ magnétique imposé B . L'objet (a) est isotrope et possède par conséquent des réluctances identiques sur les axes d et q . Aucun couple n'est créé. L'objet (b) est anisotrope, les réluctances sur les axes d et q sont donc différentes. Un angle δ existe entre l'axe d de l'objet (b) et le champ B imposé ; un couple τ est donc généré sur l'objet (b), de telle sorte que l'axe d s'aligne avec le champ magnétique.

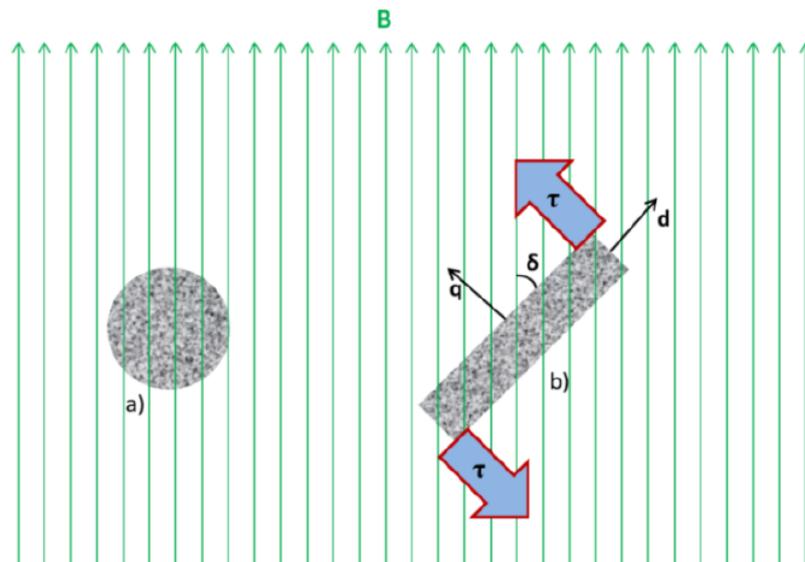


Fig 1.2: Deux objets dans un champ magnétique B a) géométrie isotopique b) géométrie anisotrope.

Dans le cas de la MSR, c'est ce même principe de variation de réluctance qui va créer le couple. Le rotor essaiera de s'aligner avec le champ magnétique créé par les bobines du

stator. Comme le stator possède une FMM tournante, le rotor tournera aussi en générant ainsi le mouvement. [Gui16]

1.3.2 Fonctionnement

En principe, le MSRVM est similaire au moteur synchrone à pôles saillants conventionnel, mais ne possède pas de bobinage d'excitation dans le rotor. Dans cette machine, seul le rotor est construit à l'aide de barrières (air) et de segments (acier). Basé sur la structure anisotrope de la géométrie du rotor. [Tag15]

1.4 Influence du paramètre L_d/L_q sur les performances de la machine

L'expression du couple électromagnétique développée par ce type de machine en régime permanent est donnée par la relation

$$C_e = p \cdot (L_d - L_q) \cdot I_{sq} \cdot I_{sd} \quad (1.1)$$

Dans cette équation, p représente le nombre de paires de pôles de la machine. I_{sd} et I_{sq} sont les composantes du courant statorique dans le repère d-q lié au rotor. L_d et L_q représentent respectivement l'inductance statorique d'axe d et l'inductance statorique d'axe q. Nous avons défini sur la figure(1.3), l'angle ε repérant la position du vecteur courant statorique I_s par rapport à l'axe d. En régime permanent, ce vecteur est fixe.

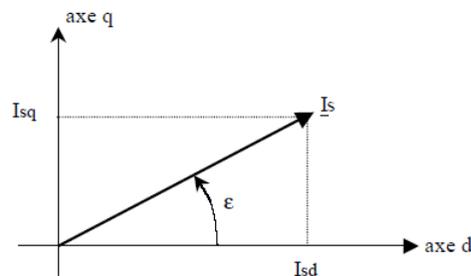


Fig 1.3: Position du courant statorique dans le repère (dq).

La valeur du module du courant statorique est donnée par la relation suivante:

$$I_s = \sqrt{I_{sq}^2 \cdot I_{sd}^2} \quad (1.2)$$

Le couple électromagnétique peut s'exprimer en fonction de ε et du courant statorique I_s :

$$C_e = p \cdot (L_d - L_q) I_s^2 \cdot \sin 2\varepsilon \quad (1.3)$$

On montre à partir des deux relations précédentes que pour une valeur donnée du courant statorique, le couple est maximal lorsque $\varepsilon = \pi/4$, ce qui correspond à imposer $I_{sd} = I_{sq} \cdot C_e$, mode de fonctionnement correspond à une stratégie de commande particulière. Nous reviendrons sur cette stratégie de commande dans le cinquième chapitre. En posant $\varepsilon = \pi/4$ dans l'équation (1.3), nous obtenons l'équation (1.4). On voit apparaître dans cette équation, le rapport de saillance L_d/L_q

$$C_e = p \cdot L_d \cdot I_s^2 \cdot \left(1 - \frac{1}{\left(\frac{L_d}{L_q} \right)} \right) \quad (1.4)$$

La machine synchrone à réluctance variable est une machine à courant alternatif, elle possède le même type d'enroulements statoriques qu'une machine asynchrone. Elle est donc destinée à être alimentée par des courants sinusoïdaux triphasés en régime permanent. On peut définir le facteur de puissance de la machine qui correspond au déphasage entre le fondamental du courant de ligne et la tension simple correspondante. Ce facteur représente également le rapport entre la puissance active et la puissance apparente absorbée par la machine. Il est important que ce rapport soit le plus proche de 1 pour limiter la puissance électrique de la source alimentant la machine. En négligeant les pertes dans le modèle de la machine, on obtient une expression simple pour le facteur de puissance :

$$\cos \varphi = \frac{\left(\frac{L_d}{L_q} - 1 \right) \cdot \sin \varepsilon}{\sqrt{\left(\frac{L_d}{L_q} \right)^2 + \tan^2 \varepsilon}} \quad (1.5)$$

On montre qu'en utilisant une stratégie de commande particulière (on impose $\varepsilon =$

$\sqrt{\frac{L_d}{L_q}}$), le facteur de puissance est maximisé et ne dépend que du rapport L_d/L_q . L'expression du facteur de puissance est alors donnée par la relation suivante :

$$\left(\cos \varphi\right)_{max} = \frac{\frac{L_d}{L_q} - 1}{\frac{L_d}{L_q} + 1} \quad (1.6)$$

Nous avons représenté sur la figure (1.4), les variations du facteur de puissance en fonction du rapport de saillance L_d/L_q . Nous pouvons observer sur cette figure que le facteur de puissance commence à devenir intéressant pour des rapports de saillance supérieur à 6. Les équations(1.4) et(1.6) montrent que pour optimiser les performances de la machine, il faut concevoir une structure de rotor telle que l'inductance L_d ait la valeur la plus grande possible et tel que le rapport L_d/L_q soit le plus important possible.[Thi03]

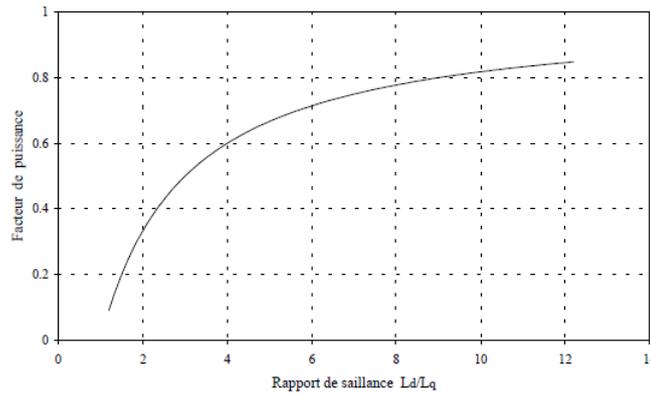


Fig 1.4: Facteur de puissance en fonction du rapport de saillance L_d/L_q

1.5 Types de géométrie de rotor

Nous venons d'évoquer de nouvelles structures de rotor permettant d'augmenter le rapport de saillance. Dans ce paragraphe nous présenterons quelques types de structures trouvées dans la littérature avant de les comparer et en dégager leurs principaux avantages et inconvénients.

1.5.1 Rotor Massif

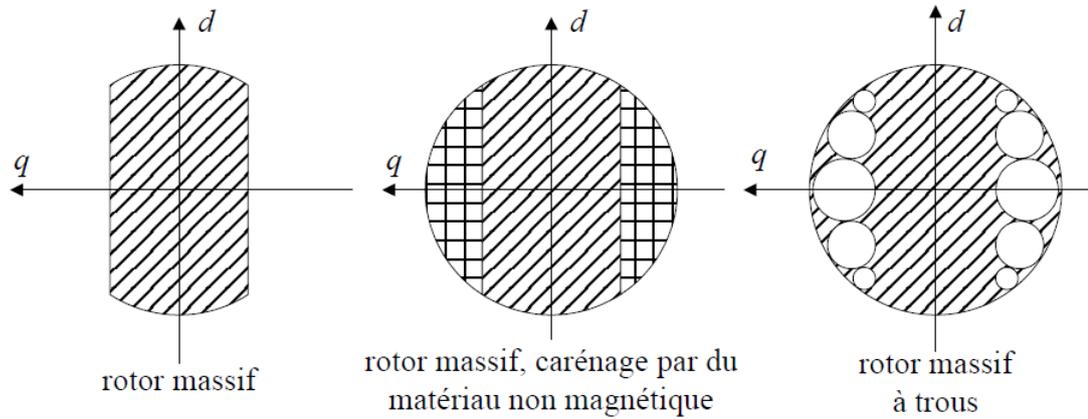


Fig 1.5: Différents types de Rotor massifs

Le rotor massif est constitué d'un bloc de matériau ferromagnétique. En général, il s'agit d'un cylindre sur lequel ont été faites des découpes pour créer la saillance du rotor. Cette structure est la plus simple à fabriquer est donc aussi la plus économique. Elle est également la plus robuste car constituée d'un seul bloc non assemblé. Elle est ainsi pourvue de la meilleure tenue mécanique et au moins de ce point de vue elle est idéale pour un fonctionnement à haute vitesse. Par ailleurs, la section de passage du flux d'axe d est assez large pour que le rotor soit peu saturé. Pour réduire les pertes aérodynamiques, le rotor peut être caréné par du matériau non magnétique ou peut être à trous comme le montre la figure(1.5). Mais son principal défaut est la faiblesse relative du rapport de saillance(L_d/L_q) (de l'ordre de 4,5).[Tsa06]

1.5.2 Rotor avec barrières de flux

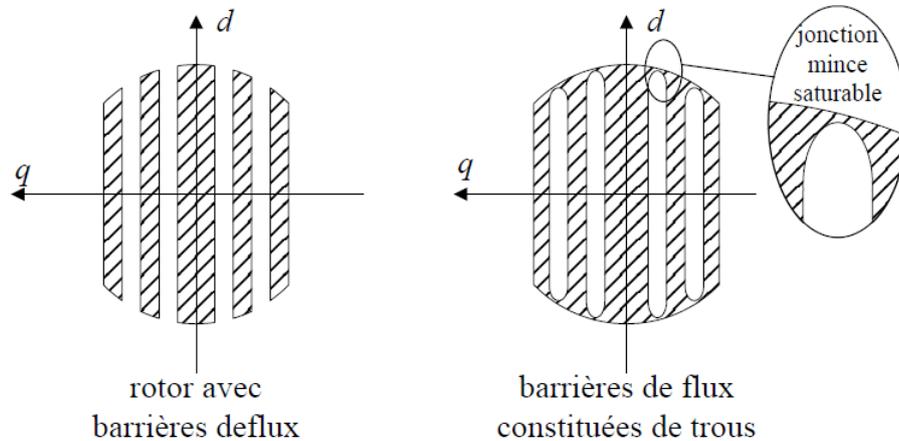


Fig 1.6: Moteur radialement laminé et axialement laminé

Les barrières de flux sont un des dispositifs qui permettent d'augmenter le rapport de saillance (L_d/L_q) (jusqu'à environ 13). Le rapport de saillance est augmenté surtout par la réduction de l'inductance L_q , c'est à dire par l'augmentation de la réluctance du chemin du flux d'axe q dans le rotor. Le rotor devient alors un assemblage de segments ferromagnétiques et non magnétiques. On règle le rapport de saillance en jouant sur les largeurs relatives des segments. Les barrières de flux peuvent être constituées d'air (trous dans le rotor). Un dimensionnement soigneux est alors nécessaire pour assurer la solidité du rotor et la réduction du flux d'axe q . Pour préserver l'équilibre mécanique du rotor, les barrières de flux peuvent aussi être en acier non magnétique. Une technique d'assemblage robuste (soudage par explosion) est alors indispensable pour permettre au rotor de fonctionner en haute vitesse. [Tsa06]

1.5.3 Rotor avec assistance par aimants

Toujours dans le but d'augmenter le rapport de saillance du moteur, quelques recherches ont proposé d'introduire des aimants dans les barrières de flux. Il est possible d'utiliser des aimants de type terre rare (Figure 1.7), ou de type ferrite vu la place disponible (Figure 1.8).

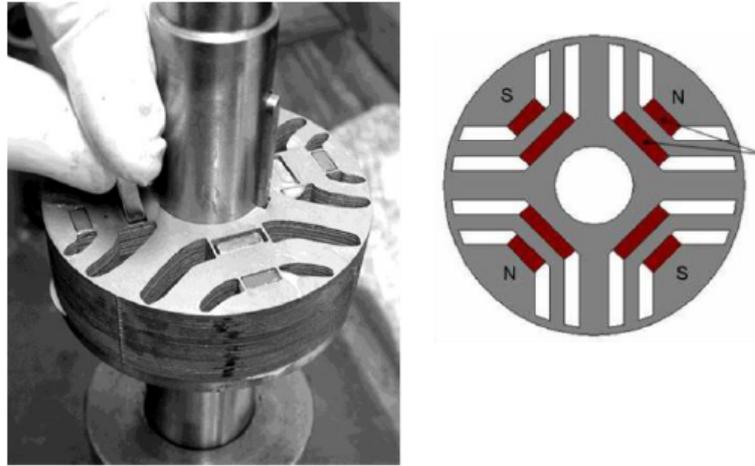


Fig 1.7: Moteur à assistance d'aimants

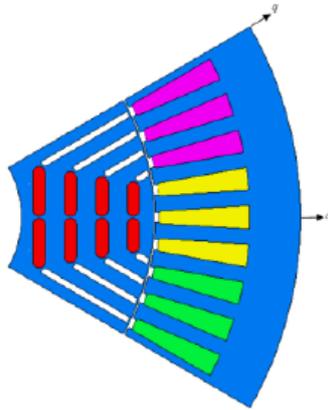


Fig 1.8: Moteur à aimants de ferrite

Les aimants empêchent toujours la circulation du flux dans l'axe q sans trop modifier le flux dans l'axe d , ce qui occasionne une augmentation de la puissance, du rendement et du couple. La Figure(1.9) montre le principe de fonctionnement des aimants à l'intérieur du rotor. Par contre, la machine perd sa réversibilité et également l'avantage économique de ne pas avoir d'aimants.[Hic09]

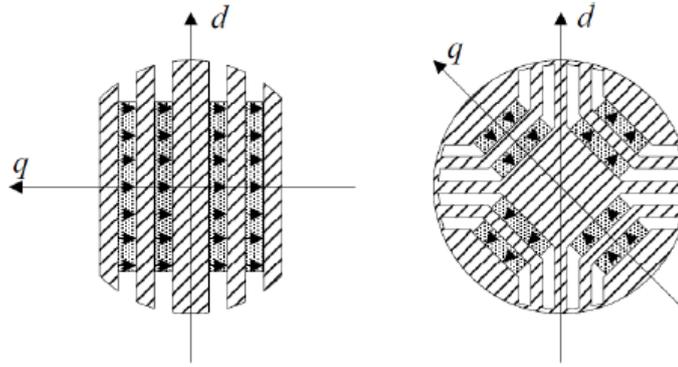


Fig 1.9: Mise en place des aimants au rotor

1.5.4 Rotor avec assistance de supraconducteurs

Toujours pour empêcher le passage de flux dans l'axe q, des matériaux supraconducteurs ont été utilisés. Ce type de machine permet de conserver l'inductance de l'axe d et de réduire considérablement l'inductance dans l'axe q. Les résultats sont très impressionnants, le rapport de saillance a bien augmenté le facteur de puissance. Un autre avantage est que ce type de moteur conserve sa réversibilité étant donné que le matériau supraconducteur fonctionne comme un vrai isolant magnétique. Les principaux inconvénients de cette machine sont le prix et la complexité de mise en oeuvre du refroidissement du matériau supraconducteur. [Hic09]

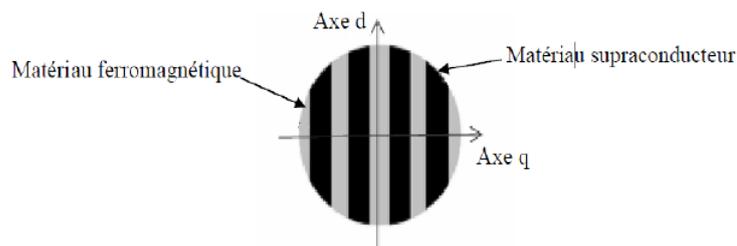


Fig 1.10: Moteur avec isolant supraconducteur

1.6 Modélisation de la machine MSRV

1.6.1 Hypothèses simplificatrices

Pour pouvoir développer le modèle électrique équivalent de la machine, il est nécessaire de faire certaines hypothèses. Dans le cas de la MSRV, la modélisation est dépendante des hypothèses simplificatrices suivantes :

- l'hystérésis dans les parties magnétiques est négligeable;
- le circuit magnétique est non saturé ;
- les harmoniques d'encoche et d'espaces ne sont pas prises en compte ;
- la distribution spatiale des forces magnétomotrices dans l'entrefer est sinusoïdale ;
- l'effet de la température sur la valeur des résistances est négligé.

1.6.2 Equations électriques de la machine dans le repère abc

Les équations électriques régissant le fonctionnement d'une machine MSRV dans un repère fixe lié au stator s'écrivent sous la forme suivante:

$$[V_{abc}] = [R_s] \cdot [I_{abc}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{abc}] \quad (1.7)$$

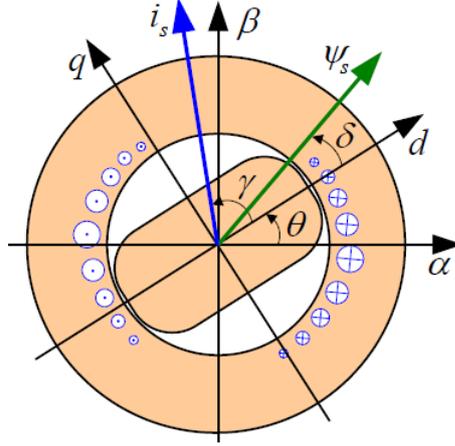
$$\text{avec } [V_{abc}] = \begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix}; [I_{abc}] = \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix}; [\varphi_{abc}] = \begin{bmatrix} \varphi_a \\ \varphi_b \\ \varphi_c \end{bmatrix}; [R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix}$$

Les flux totalisés des phases statoriques s'écrivent dans le repère lié au stator sous la forme matricielle suivante :

$$[\varphi_{abc}] = [L] \cdot [I_{abc}] \quad (1.8)$$

où $[L]$ est la matrice inductance qui dépend de l'angle θ défini par la Figure(1.11)

$$[L] = \begin{bmatrix} L_a(\theta) & M_{ab}(\theta) & M_{ac}(\theta) \\ M_{ba}(\theta) & L_b(\theta) & M_{bc}(\theta) \\ M_{ca}(\theta) & M_{cb}(\theta) & L_c(\theta) \end{bmatrix} \quad (1.9)$$


 Fig 1.11: Répères fixe $\alpha\beta$ et synchrone dq

Avec l'hypothèse du premier harmonique d'espace, les termes de(1.9) s'écrivent :

$$\begin{aligned}
 L_a(\theta) &= L_f + L_0 + L_2 \cos(2\theta) \\
 L_b(\theta) &= L_f + L_0 + L_2 \cos(2\theta + 2\pi/3) \\
 L_c(\theta) &= L_f + L_0 + L_2 \cos(2\theta - 2\pi/3) \\
 M_{ab}(\theta) &= M_{ba} = M_0 + M_2 \cos(2\theta - 2\pi/3) \\
 M_{ac}(\theta) &= M_{ca} = M_0 + M_2 \cos(2\theta + 2\pi/3) \\
 M_{bc}(\theta) &= M_{cb} = M_0 + M_2 \cos(2\theta)
 \end{aligned}$$

L_f est l'inductance de fuites d'une phase. Dans le même cadre d'hypothèses, nous avons les relations suivantes :

$$M_0 = -\frac{1}{2}L_0 \quad \text{et} \quad M_2 = L_2 \quad (1.10)$$

1.6.3 Equations électriques de la machine dans le repère $\alpha\beta$

Avec un système de courants diphasés, produit par deux bobines décalées de $\pi/2$ dans l'espace, on peut créer un champ tournant identique à celui créé par un système triphasé quelconque (a,b,c). Il existe deux transformations : la transformation de Clarke et la transformation de Concordia. La transformation de Clarke conserve l'amplitude des grandeurs, mais pas la puissance ni le couple (on doit les multiplier par un coefficient $3/2$). Par contre, celle de Concordia, qui est normée, conserve la puissance, mais pas les amplitudes. Nous préférons utiliser la transformation de Clarke, car cela facilite l'analyse

des signaux temporels et le réglage des limitations. On obtient alors, dans le cas général :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = [C_{32}] \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \\ x_h \end{bmatrix}; \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \\ x_h \end{bmatrix} = [C_{23}] \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

avec $[C_{23}] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$; $[C_{32}] = [C_{23}]^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & 1 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & 1 \end{bmatrix}$

Le système d'équations (1.7) devient :

$$[V_{\alpha\beta h}] = [R_s] \cdot [I_{\alpha\beta h}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{\alpha\beta h}] \quad (1.12)$$

avec $[V_{\alpha\beta h}] = \begin{bmatrix} v_\alpha \\ v_\beta \\ v_h \end{bmatrix}$; $[I_{\alpha\beta h}] = \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_h \end{bmatrix}$; $[\varphi_{\alpha\beta h}] = \begin{bmatrix} \varphi_\alpha \\ \varphi_\beta \\ \varphi_h \end{bmatrix}$

La matrice de flux est :

$$[\varphi_{\alpha\beta h}] = [L_{\alpha\beta h}] \cdot [I_{\alpha\beta h}] \quad (1.13)$$

ou $[L_{\alpha\beta h}] = \begin{bmatrix} L_f + \frac{3}{2}(L_0 + L_2 \cos(2\theta)) & \frac{3}{2}L_2 \sin(2\theta) & 0 \\ \frac{3}{2}L_2 \sin(2\theta) & L_f + \frac{3}{2}(L_0 - L_2 \cos(2\theta)) & 0 \\ 0 & 0 & L_f \end{bmatrix}$

Le neutre de la machine étant isolé, on a $i_h = 0$ et on peut écrire :

$$\begin{bmatrix} V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = [R_s] \cdot \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_\alpha \\ \varphi_\beta \end{bmatrix} \quad (1.14)$$

1.6.4 Equations électriques de la machine dans le repère dq

La matrice de Park est :

$$[P] = \frac{2}{3} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin\theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

Le calcul de l'inverse de $[P]$ est immédiat, il vient :

$$[P]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 1 \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & 1 \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) & 1 \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

Si on projette toutes les grandeurs dans le repère d-q lié au rotor (1.11) à l'aide de la transformation de Park, nous écrivons alors, dans le cas général :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = [P]^{-1} \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_h \end{bmatrix} \quad (1.17)$$

L'équation(1.7) devient:

$$[P]^{-1}[V_{dqh}] = [R_s][P]^{-1}[I_{dqh}] + [P]^{-1}\frac{d[\varphi_{dqh}]}{dt} + \frac{d[P]^{-1}}{dt}[\varphi_{dqh}] \quad (1.18)$$

où $[Xdqh]$ désigne tout vecteur de grandeurs exprimées dans le référentiel lié au rotor. La multiplication des deux membres de(1.18) par $[P]$ nous donne :

$$[V_{dqh}] = [R_s][I_{dqh}] + \frac{d[\varphi_{dqh}]}{dt} + N_p\Omega[P]\frac{d[P]^{-1}}{d\theta}[\varphi_{dqh}] \quad (1.19)$$

$$\text{avec } [P]\frac{d[P]^{-1}}{d\theta} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix}$$

On arrive finalement aux équations suivantes :

$$[V_{dqh}] = [R_s][I_{dqh}] + \begin{bmatrix} L_d & 0 & 0 \\ 0 & L_q & 0 \\ 0 & 0 & L_h \end{bmatrix} \frac{d[I_{dqh}]}{dt} + N_p\Omega \begin{bmatrix} 0 & -L_q & 0 \\ L_d & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} [I_{dqh}] \quad (1.20)$$

avec

$$\begin{aligned} L_d &= L_f + \frac{3}{2}(L_0 + L_2) \\ L_q &= L_f + \frac{3}{2}(L_0 - L_2) \\ L_h &= L_f \end{aligned}$$

Le neutre de la machine étant isolé, ce qui implique naturellement $i_h = 0$, on peut écrire :

$$\begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & -N_p\Omega L_q \\ N_p\Omega L_d & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_d & 0 \\ 0 & L_q \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} \quad (1.21)$$

Ou encore, sous la forme d'équations d'état:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{N_p\Omega L_q}{L_d} \\ -\frac{N_p\Omega L_d}{L_q} & -\frac{R_s}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix}$$

1.6.5 Equations mécaniques

Le calcul de couple électromagnétique de la machine se base sur la connaissance de la puissance instantanée totale $P_t(t)$, soit :

$$P_t = \frac{3}{2}R_s(i_d^2 + i_q^2) + \frac{3}{2}\left(\frac{d\varphi_d}{dt}i_d + \frac{d\varphi_q}{dt}i_q\right) + \frac{3}{2}N_p\Omega(\varphi_d i_q + \varphi_q i_d) \quad (1.22)$$

Telle que :

$P_j = \frac{3}{2}R_s(i_d^2 + i_q^2)$ représente les pertes par effet Joule dans les enroulements statoriques;

$P_w = \frac{3}{2}\left(\frac{d\varphi_d}{dt}i_d + \frac{d\varphi_q}{dt}i_q\right)$ représente les variations de l'énergie magnétique emmagasinée dans la machine ;

$P_e = \frac{3}{2}N_p\Omega(\varphi_d i_q + \varphi_q i_d)$ représente la puissance électrique transformée en puissance mécanique à l'intérieur de la machine ou puissance électromagnétique. La puissance électromagnétique résulte de l'interaction d'un terme de flux et d'un terme de courant.

L'équation du couple électromagnétique est donc:

$$C_e = \frac{3}{2}N_p(\varphi_d i_q - \varphi_q i_d) = \frac{3}{2}N_p(L_d - L_q)i_d i_q \quad (1.23)$$

En tenant compte de l'inertie totale J , du coefficient de frottements visqueux F et du couple résistant C_r l'équation du mouvement est donnée par :

$$J \frac{d\Omega}{dt} + F\Omega = C_e - C_r \quad (1.24)$$

Le modèle d'état de la MSR dans le repère (dq) s'écrit finalement:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ \Omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{L_q}{L_d} N_p \Omega & 0 \\ -\frac{L_d}{L_q} N_p \Omega & -\frac{R_s}{L_q} & 0 \\ \frac{3}{2} \frac{N_p}{J} (L_d - L_q) i_q & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ \Omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_r \end{bmatrix} \quad (1.25)$$

Le système d'équations(1.25) est non linéaire à cause des produits entre les courants i_d, i_q et la vitesse et entre les deux courants. Toutefois, dans la plupart des cas, la constante de temps mécanique est très grande par rapport aux constantes de temps électriques de sorte que l'on peut considérer les deux sous-systèmes, électrique et mécanique, découplés. Ainsi, la vitesse est considérée constante pendant les régimes transitoires des courants. Il ne reste donc qu'à considérer la non-linéarité due au produit i_d, i_q .

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons élaboré, les équations d'une machine synchrone à reluctance variable. Le modèle obtenu est de nature non linéaire. Il est important de noter que le choix du référentiel et les transformations de Clarke et de Concordia permettent d'obtenir une première simplification de l'écriture de l'équation d'état.

CHAPITRE 2

ETAT DE L'ART SUR LES MULTI-MODELES DE TAKAGI-SUGENO

2.1 Introduction

En 1985, Takagi et Sugeno ont proposé un modèle flou d'un système constitué d'un ensemble de règles "si prémisse alors conséquence", telle que la conséquence d'une règle est un modèle affine. Le modèle global s'obtient par l'agrégation des modèles locaux. Quelques années après, ont présenté l'approche multi-experts qui est la combinaison de différents experts par l'entremise de fonctions d'activation, tel qu'un expert est un modèle décrivant le comportement local d'un système. L'ensemble de toutes ces techniques conduit à un modèle global d'un système qui est une combinaison de modèles localement valables.

Dans ce chapitre on va entamé à la représentation flous de Takagi-Sugeno des systèmes non linéaire, ainsi la conception des observateur pour ces modèles

2.2 Concepts élémentaires sur les multi-modèles de type Takagi-Sugeno

Les modèles Takagi-Sugeno (TS) ont fait l'objet de nombreuses études depuis leur introduction en 1985 (Takagi-Sugeno, 1985)[TS85]. Ceux-ci appartiennent à la classe des systèmes poly-topiques convexes et permettent d'étendre certains concepts de la com-

mande des systèmes linéaires au cas des systèmes non linéaires affines en la commande.

Historiquement basées sur le formalisme flou, les méthodes d'obtention les plus récentes des modèles TS, telles que la décomposition en secteurs non linéaires, permettent de représenter exactement un système non linéaire sur un espace compact de ses variables d'état. Il en résulte qu'un modèle TS s'écrit de manière équivalente à un modèle Quasi-LPV (Linéaire à Paramètres Variants), sous la forme d'une collection de dynamiques linéaires (polytopes) interpolées par un ensemble de fonctions non linéaires (vérifiant les propriétés de somme convexe). De nombreux travaux de recherche s'intéressent à cette classe de système[[Jab11](#)].

2.3 Vers la représentation multi-modèles

Les systèmes flous à conclusion symbolique sont les systèmes flous de Mamdani. Les systèmes flous de Takagi-Sugeno sont comme ceux de Mamdani, construits à partir d'une base de règles << **Si ...alors** >>. Si les prémisses sont toujours exprimées linguistiquement, les conclusions sont par contre de nature numérique. Elles peuvent prendre différentes formes : équations linéaires ou polynômiales, statiques ou dynamiques[[CHE16](#)].

Les processus physiques sont très souvent représentés par des modèles décrits sous la forme suivante (représentation d'état explicite):

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x(t), u(t)) \\ y = h(x(t)) \end{cases} \quad (2.1)$$

Où x représente les variables d'état décrivant l'état interne du système, u et y sont respectivement les grandeurs d'entrée et de sortie du système et f et h représentent les fonctions linéaires et/ou non linéaires.

La commande d'un processus repose généralement sur une bonne modélisation du système, cette dernière devient plus délicate lorsqu'il s'agit des systèmes complexes et fortement non-linéaires, c'est pour cela, il ya deux situation, soit, en utilise des hypothèses simplificatrices et dans ce cas le modèle obtenu ne tienne pas compte toute la complexité du système, ou bien, en obtient un modèle très complexe ce qui le rend par fois inexploitable pour la commande. En effet, la représentation multi-modèles est une approche pratique et alternative pour appréhender le comportement d'un processus dans différentes zones de fonctionnement .

À ce moment là, deux méthodes pour représenter un système par une structure multi-modèles , soit par la construction direct de la forme multi-modèles, mais l'inconvénient de cette méthode, est la perte d'information due à la linéarisation du système, ou bien, en utilisant l'approche par secteur non linéaire qui est la plus souvent utilisée.

Actuellement l'approche multi-modèles (MM) , et un outil très utilisé pour la modélisation des systèmes non linéaires. Dans la littérature, plusieurs terminologies, qui sont équivalentes, pour définir ce type de modèles: le multi-modèles , le modèle flou de Takagi-Sugeno , le modèle linéaire polytopique . L'idée principale de cette approche est s'appuie sur la contribution de sous-modèles au modèle global du système, cette contribution qui quantifiée par une fonction de pondération (fonction d'activation), est une combinaison convexe des sous-systèmes[HAM15].

2.3.1 Espace de fonctionnement

C'est un espace vectoriel à l'intérieur duquel les variables du système évoluent.

2.3.2 Zone de fonctionnement

Les zones de fonctionnements représentent les domaines de validité des modèles locaux. Chaque domaine est défini autour d'un point de fonctionnement . Ces zones de fonctionnements peuvent être disjointes comme l'indique la figure(2.1).Dans ces conditions, les coecients de pondération sont de type booléen, ils ne peuvent prendre que des valeurs 0 ou 1 et à un instant donné, il n'y a qu'un seul modèle qui est valable[Ham12] .

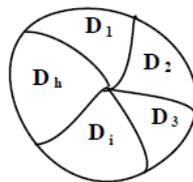


Fig 2.1: Domaines de validité disjointes

Ce type de partitionnement est fréquent dans le cas des systèmes à configurations multiples ou à plusieurs modes de fonctionnement, le modèle obtenu est appelé (affine par morceaux) . L'autre situation qui peut être aussi rencontrée dans une description multi-modèles est le cas où les domaines de validité se chevauchent ou possèdent des zones communes,comme le montre la figure (2.2).[HAM15]

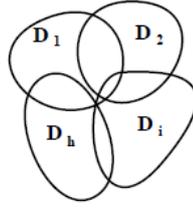


Fig 2.2: Domaines de validité avec recouvrement

cet chevauchement dû à la substitution des fonctions d'activation à front tendu par des fonctions à pente douce. Dans ce cas, ces fonctions deviennent des fonctions à dérivés continues dont la pente détermine la vitesse de passage d'un modèle à un autre. [HAM15]

2.3.3 Variable de décision

La variable de décision (ou prémisse). Ce nom est attribué à la variable $\xi(t)$ intervenant dans les fonctions d'activation. Cette variable peut englober une ou plusieurs variables internes ou externes du système. Ces variables peuvent être soit accessibles à la mesure en temps réel (des signaux d'entrée du système ou même des variables d'état mesurables), soit inaccessibles à la mesure (des variables d'état non-mesurables).

Retenons que la variable de prémisse $\xi(t)$ est une variable vectorielle . [Anc10]

2.3.4 Fonction d'activation

C'est une fonction qui dépend des variables de décision. Elle détermine le degré d'activation du $i^{ème}$ modèle local associé. Selon la zone où évolue le système, cette fonction indique la contribution plus ou moins importante du modèle local correspondant dans le modèle global (multi-modèle). Elle assure un passage progressif de ce modèle aux modèles locaux voisins. [Akh04] Les fonctions de pondération représentent une normalisation des lois $h_i(\xi(t))$ qui sont les poids de pondération des modèles locaux. Ces fonctions dépendent des variables internes et/ou externes du système non linéaire (variables de décision).

$$h_i(\xi(t)) = \frac{h_i(\xi(t))}{\sum_{i=1}^n h_i(\xi(t))} \quad (2.2)$$

Ces fonctions sont choisies en général de façon à vérifier les propriétés de la somme convexe :

$$\sum_{i=1}^n h_i(\xi(t)) = 1 \quad \text{et} \quad 0 \leq h_i(\xi(t)) \leq 1 \quad \forall \quad i = 1, \dots, n$$

Au cours du temps, ces fonctions ont été construites de différentes façons. Elles peuvent être choisies de type booléen, à dérivées discontinues (fonctions triangulaires) ou des fonctions à dérivées continues (fonctions sigmoïdales ou Gaussiennes). Dans le cas continu, la loi exponentielle est souvent utilisée et s'applique aux différentes variables de prémisse. Les fonctions de pondération peuvent être aussi construites par l'utilisation des bornes des variables de décision.

La représentation multi-modèle d'un système non linéaire peut être obtenue à partir de différentes structures. Ces structures sont réparties selon la dimension de l'espace d'état et la nature du couplage entre les modèles locaux associés aux zones de fonctionnement [Ham12].

2.3.5 Structures multi-modèles

C'est un ensemble de sous modèles agrégés par un mécanisme d'interpolation permettant de caractériser le comportement dynamique global d'un système. Un multi-modèles se caractérise par le nombre de ses sous-modèles, par leur structure et par le choix des fonctions de pondération. Dans la littérature, deux grandes familles de multi-modèles sont recensées selon que les sous-modèles partagent le même espace d'état (multi-modèles couplés ou de *Takagi – Sugeno*) ou un espace d'état différent (multi-modèles découplés).

1-Structure couplée

C'est la structure multi-modèle de *Takagi – Sugeno*, elle suppose que le multimodèle possède un vecteur d'état unique et global figure (2.3). L'état global $x(t) \in R^n$ étant une somme pondérée des états des modèles locaux. La représentation multi-modèle est obtenue par interpolation de h modèles locaux linéaires :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = C_i(x(t)) \end{cases} \quad (2.3)$$

Cette structure est la plus couramment utilisée dans le cadre de l'approche multi-modèle. Elle est connue sous différentes appellations : multi-modèle de *Takagi – Sugeno*, réseaux de modèles locaux à mélange de paramètres, multi-modèle à modèles locaux

couplés ou à état couplé ou encore multi-modèle à état unique, etc.[Ham12]

2-Structure découplée

La représentation d'état dans cette structure suppose que le processus est composé de modèles locaux découplés et admet des vecteurs d'états indépendants. Cette structure proposée par *Filev*, est issue d'une interpolation de sous-modèles à états découplés. En conséquence, chaque sous-modèle est caractérisé par un espace d'état propre à l'intérieur duquel il évolue indépendamment des autres sous-modèles. Pour le cas des systèmes singuliers le modèle global peut être donné par:

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))(A_i x_i(t) + B_i u(t)) \\ y_i(t) = C_i(x_i(t)) \end{cases} \quad (2.4)$$

Cette structure peut être vue comme la connexion parallèle de h modèles affines pondérés par leurs poids de pondération figure (2.4). Les signaux de sorties $y_i(t)$ des sous-modèles représentent des signaux artificiels de modélisation utilisés seulement pour décrire le comportement non linéaire des systèmes réels.[Ham12]

2.3.6 Obtention d'une structure multi-modèles couplée

Dans la littérature, il existe trois approches permettant le passage d'un modèle non linéaire affine en la commande à un modèle T-S. Ces approches visent à représenter les systèmes non linéaires complexes sur un large domaine de fonctionnement. Ces différentes approches sont :

1-approche par identification: En représentant un système non linéaire sous forme multimodèle, le problème de l'identification de systèmes non linéaires est réduit à l'identification des sous-systèmes définis par des modèles locaux linéaires. Les méthodes d'estimation basées sur les moindres carrés sont alors utilisées pour identifier les paramètres du multimodèle (modèles locaux) et ceux des fonctions d'activation. Cependant, cette méthode exige la connaissance des données entrées-sorties du système non linéaire autour de différents points de fonctionnement afin de pouvoir caractériser les modèles locaux.

2-approche par linéarisation: Dans ce cas, on dispose de la forme analytique du modèle non linéaire du processus physique qu'on linéarise autour de différents points de

fonctionnement judicieusement choisis. Considérons le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x(t), u(t)) \\ y = h(x(t), u(t)) \end{cases} \quad (2.5)$$

Où $(f, h) \in R^{2n}$ sont des fonctions non linéaires continues, $x(t) \in R^n$ est le vecteur d'état et $u(t) \in R^n$ est le vecteur d'entrée. Par la suite, nous représenterons le système non linéaire (2.5) par un multi-modèles, composé de plusieurs modèles locaux linéaires ou affines obtenus en linéarisant le système non linéaire autour d'un point de fonctionnement arbitraire $(x_i, u_i) \in R^n * R^n$:

$$\begin{cases} \dot{x}_m(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))(A_i x_m(t) + B_i u(t) + D_i) \\ y_m(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))(C_i x_m(t) + E_i u(t) + N_i) \end{cases} \quad (2.6)$$

$$A_i = \frac{\partial f(x,u)}{\partial x} = \Big|_{(x,u)=(x_i,u_i)}, B_i = \frac{\partial f(x,u)}{\partial u} = \Big|_{(x,u)=(x_i,u_i)}$$

$$C_i = \frac{\partial h(x,u)}{\partial x} = \Big|_{(x,u)=(x_i,u_i)}, E_i = \frac{\partial h(x,u)}{\partial u} = \Big|_{(x,u)=(x_i,u_i)}$$

$$D_i = f(x_i, u_i) - A_i x_i - B_i u_i, N_i = h(x_i, u_i) - C_i x_i - E_i u_i$$

Notons que dans ce cas, le nombre des modèles locaux (r) dépend de la précision de modélisation souhaitée, de la complexité du système non linéaire et du choix de la structure des fonctions d'activation. trapézoïdales,...etc.)[HAM15].

3-approche par secteur non linéaire: La modélisation des systèmes flous de Takagi-Sugeno par l'approche des secteurs non linéaires, est introduite pour la première fois dans les travaux de[KTIT92] , et par la suite [TW04] .

Cette approche consiste à représenter le système non linéaire de façon exacte dans un espace compact des variables d'état. Dans ce contexte, parfois,il est difficile de trouver un secteur global pour le système non linéaire, c'est pour cette raison on considère un secteur non linéaire local.

Dans la suite de ce manuscrit, l'intérêt est porté sur la troisième méthode, puisqu'elle présente des avantages du point de vue précision et connaissance des fonctions d'appartenance assurant l'interconnexion des modèles locaux LTI. En effet, l'approche par secteur non linéaire par rapport à l'approche par linéarisation permet, d'une part, de minimiser l'erreur lors du passage du modèle analytique non linéaire au modèle T-S, d'autre part d'optimiser le nombre de modèles locaux. Il convient de souligner qu'il peut s'avérer difficile de trouver

un secteur global pour un système non linéaire quelconque. Dans ce cas, il est nécessaire de considérer un secteur non linéaire local [Tah09]

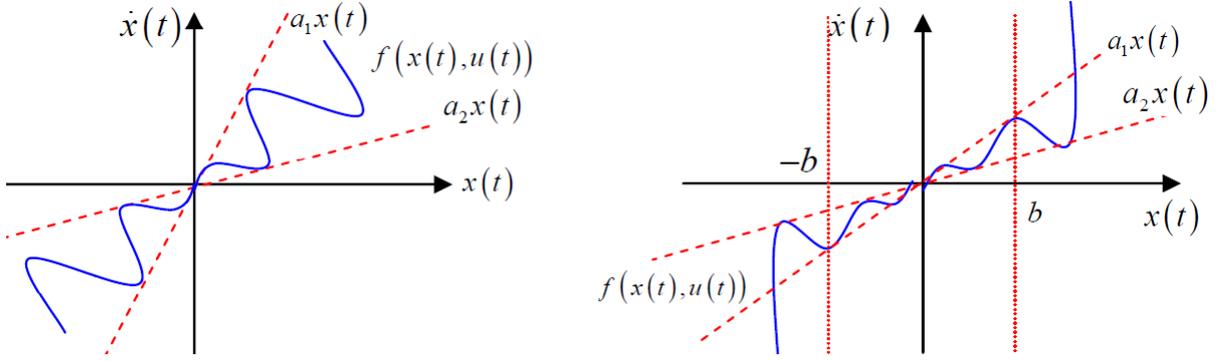


Figure a. Secteur non linéaire global. Figure b. Secteur non linéaire local.

Les figures (a et b) représentent respectivement les secteurs non linéaires global et local.

Soit le système non linéaire décrit par:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (2.7)$$

Avec $x(t)$, $y(t)$ et $u(t)$ représentent respectivement, l'état du système, la sortie, et la commande. On peut écrire le système (2.7) sous une forme LPV:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = F(\xi(t))x(t) + G(\xi(t))u(t) \\ y(t) = H(\xi(t))x(t) \end{cases} \quad (2.8)$$

Soit k le nombre des fonctions non linéaires présentes dans le système 2.8. On les note f_i ou $i = 1, \dots, k$ Supposons qu'il existe un compact C des variables $\xi(t)$ où les non-linéarités sont bornées :

$$f_i \in [f_{min}^i, f_{max}^i], \quad \text{pour } i = 1, \dots, k \quad (2.9)$$

Les non-linéarités f_i peuvent alors s'écrire sous la forme suivante:

$$\begin{cases} f_i(\xi(t)) = f_{min}^i w_{max}^i(\xi(t)) + f_{max}^i w_{min}^i(\xi(t)) \\ w_{max}^i(\xi(t)) = \frac{f_{max}^i - f_i(\xi(t))}{f_{max}^i - f_{min}^i} \\ w_{min}^i = 1 - w_{max}^i(\xi(t)) \end{cases} \quad (2.10)$$

À partir des fonctions des poids w_{max}^i, w_{min}^i , on peut définir les fonctions d'activation $h_i(\xi(t))$ comme suit:

$$h_r(\xi(t)) = \prod_{i=1}^k w_l^i(\xi(t)) \quad r = 1, \dots, 2^k \quad \text{et} \quad l = 1, 2 \quad (2.11)$$

Le système (2.11) qui possède $r = 2^k \in N$ sous-modèles linéaires, devient par la transformation par secteur non linéaire sous la forme suivante:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{\substack{i=1 \\ r=2^k}}^{r=2^k} h_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^{r=2^k} h_i(\xi(t))(C_i x(t)) \end{cases} \quad (2.12)$$

Exemple:

Considérons le système non linéaire suivant:

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -x_1(t) + x_1(t)x_2^3(t) \\ -x_2(t) + (3 + x_2(t))x_1^3(t) \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

On suppose que $x_1(t) \in [-1, 1]$ et $x_2(t) \in [-1, 1]$.

Le système précédent peut être écrit sous la forme:

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} -1 & x_1(t)x_2^2(t) \\ (3 + x_2(t))x_1^2(t) & -1 \end{bmatrix} x(t)$$

avec

$x(t) = [x_1(t), x_2(t)]^T$ et $x_1(t)x_2^2(t)$ et $(3 + x_2(t))x_1^2(t)$ sont des termes non linéaires, pour cette raison on va attribué le choix suivant:

$$\xi_1(t) = x_1(t)x_2^2(t) \quad \text{et} \quad \xi_2(t) = (3 + x_2(t))x_1^2(t)$$

alors:

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} -1 & \xi_1(t) \\ \xi_2(t) & -1 \end{bmatrix} x(t)$$

Ensuite, on calcule les valeurs minimale et maximale de $\xi_1(t)$ et $\xi_2(t)$ pour $x_1(t) \in$

$[-1, 1]$ et $x_2(t) \in [-1, 1]$.

$$\begin{aligned}\xi_{1max} &= \xi_1(t)|_{max\{x_1(t), x_2(t)\}} = 1 \\ \xi_{1min} &= \xi_1(t)|_{min\{x_1(t), x_2(t)\}} = -1 \\ \xi_{2max} &= \xi_2(t)|_{max\{x_1(t), x_2(t)\}} = 4 \\ \xi_{2min} &= \xi_2(t)|_{min\{x_1(t), x_2(t)\}} = 0\end{aligned}$$

$\xi_1(t)$ et $\xi_2(t)$ peuvent être représentés par:

$$\begin{aligned}\xi_1(t) &= x_1(t)x_2^2(t) = M_1(\xi_1(t)) \cdot \xi_{1max} + M_2(\xi_1(t)) \cdot \xi_{1min} \\ \xi_2(t) &= (3 + x_2(t))x_1^2(t) = N_1(\xi_2(t)) \cdot \xi_{2max} + N_2(\xi_2(t)) \cdot \xi_{2min} \\ M_1(\xi_1(t)) + M_2(\xi_1(t)) &= 1. \\ N_1(\xi_2(t)) + N_2(\xi_2(t)) &= 1.\end{aligned}$$

Les fonctions d'appartenance sont alors:

$$\begin{aligned}M_1(\xi_1(t)) &= \frac{\xi_1(t) - \xi_{1min}}{\xi_{1max} - \xi_{1min}} = \frac{\xi_1(t) + 1}{2}, M_2(\xi_1(t)) = \frac{\xi_{1max} - \xi_1(t)}{\xi_{1max} - \xi_{1min}} = \frac{1 - \xi_1(t)}{2} \\ N_1(\xi_2(t)) &= \frac{\xi_2(t) - \xi_{2min}}{\xi_{2max} - \xi_{2min}} = \frac{\xi_2(t)}{4}, N_2(\xi_2(t)) = \frac{\xi_{2max} - \xi_2(t)}{\xi_{2max} - \xi_{2min}} = \frac{4 - \xi_2(t)}{4}\end{aligned}$$

On appelle ces fonctions d'appartenance, "Positif", "Négatif", "Grand" et "Petit" respectivement. Alors le système linéaire précédent peut être représenté par le modèle flou de *Takagi – Sugeno* suivant:

- Règle 1: Si $\xi_1(t)$ est "Positif" et $\xi_2(t)$ est "Grand" Alors $\dot{x}(t) = A_1x(t)$.
- Règle 2: Si $\xi_1(t)$ est "Positif" et $\xi_2(t)$ est "Petit" Alors $\dot{x}(t) = A_2x(t)$.
- Règle 3: Si $\xi_1(t)$ est "Négatif" et $\xi_2(t)$ est "Grand" Alors $\dot{x}(t) = A_3x(t)$.
- Règle 4: Si $\xi_1(t)$ est "Négatif" et $\xi_2(t)$ est "Petit" Alors $\dot{x}(t) = A_4x(t)$.

avec

$$A_1 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 4 & -1 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, A_3 = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 4 & -1 \end{bmatrix}, A_4 = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Le système non linéaire est représenté par le modèle flou de *Takagi – Sugeno* suivant:

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^4 h_i(\xi(t)) A_i x(t)$$

avec

$$\begin{aligned}h_1(\xi(t)) &= M_1(\xi_1(t)) \times N_1(\xi_2(t)), h_2(\xi(t)) = M_1(\xi_1(t)) \times N_2(\xi_2(t)), \\ h_3(\xi(t)) &= M_2(\xi_1(t)) \times N_1(\xi_2(t)), h_4(\xi(t)) = M_2(\xi_1(t)) \times N_2(\xi_2(t))\end{aligned}$$

Ce modèle flou représente d'une manière exacte le système non linéaire précédent dans la région $[-1, 1] \times [-1, 1]$ de l'espace d'état.

2.4 Stabilité des systèmes de Takagi-Sugeno

La stabilité des multimodèles a été beaucoup étudiée. Tanaka et Sugeno ont présenté des conditions suffisantes de la stabilité en utilisant une fonction quadratique de Lyapunov. La stabilité dépend de l'existence d'une matrice commune, symétrique et définie positive, qui garantit la stabilité de tous les modèles locaux. Ces conditions de stabilité peuvent être exprimées en utilisant des inégalités linéaires matricielles (LMI). Dans cette section, nous présentons quelques conditions suffisantes de stabilité des multimodèles. L'approche proposée tout au long de ce mémoire repose sur les fonctions de Lyapunov quadratiques. Il s'agit de chercher une matrice symétrique et définie positive et sa fonction de Lyapunov associée telles que certaines conditions simples garantissent les propriétés de stabilité. [Akh04]

2.4.1 Stabilité quadratique des systèmes flous de Takagi-Sugeno

Considérons un système non linéaire en boucle ouverte et représenté sous forme multimodèle par l'équation d'état suivante :

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t)) A_i x(t) \quad (2.14)$$

$$\sum_{i=1}^r h_i(\xi(t)) = 1, h_i(\xi(t)) \geq 0 \quad (2.15)$$

Selon Tanaka et Sugeno, la stabilité d'un système représenté par l'équation (2.14) peut être vérifiée en utilisant le théorème suivant.

Théorème 2.1. le multimodèle (2.14) est asymptotiquement stable s'il existe une matrice P symétrique et définie positive telle que les LMI suivantes sont vérifiées pour $i = 1, \dots, r$:

$$A_i^T P + P A_i < 0, \quad (2.16)$$

Ce théorème offre une condition suffisante pour assurer la stabilité asymptotique du multimodèle (2.14). L'inégalité matricielle (2.16) peut être résolue en utilisant des outils numériques LMI. Ce résultat est obtenu en dérivant, le long de la trajectoire du multimodèle (2.14), la fonction de Lyapunov $V(x(t)) = x(t)^T P x(t)$. L'existence de la matrice de Lyapunov P dépend de deux conditions :

- la première est liée à la stabilité de tous les modèles locaux. Il est nécessaire que chaque matrice A_i pour $i \in 1, \dots, r$ ait des valeurs propres dans le demi-plan gauche du plan complexe
- la deuxième condition est relative à l'existence d'une fonction de Lyapunov commune aux r modèles locaux. [\[Akh04\]](#)

2.5 État de l'art sur les observateurs

2.5.1 Observateurs des systèmes non linéaires

La commande et le diagnostic d'un processus sont les principaux enjeux de la théorie d'observation. En effet, le problème de la synthèse des observateurs a suscité l'intérêt de beaucoup des chercheurs et a fait l'objet d'un grand nombre de travaux.

Les états d'un système n'est plus toujours accessible, ceci est dû aux contraintes technologiques (certaines grandeurs physiques ne sont pas mesurables), et aux contraintes économiques.

La synthèse des observateurs dépend essentiellement de la classe du système (les systèmes à paramètres variants, systèmes bilinéaires, systèmes singuliers).

Cette section consiste en une introduction au problème d'observation de l'état des systèmes non linéaires. Nous présentons en particulier quelques définitions sur la notion d'observabilité. Le problème d'observabilité des systèmes non linéaires est plus compliqué que celui des cas linéaires. L'observabilité peut dépendre des entrées appliquées et des conditions initiales, et elle est définie à partir de la notion de distinguabilité. [\[HAM15\]](#)

Le système non linéaire considéré est celui de la forme [\(2.1\)](#).

2.5.1.1 *Indistinguabilité*

une paire d'états (x_0, x'_0) est dite indistinguable si pour toute entrée $u(t)$ et pour tout $t \succeq 0$

$$y(x_0, u, t) = y(x'_0, u, t)$$

2.5.1.2 Observabilité et l'observabilité locale faible

Le système non linéaire (2.7) est observable s'il n'admet pas de paire indistinguable. Par contre, un système est faiblement observable en $x_0 \in V$, s'il existe un voisinage ouvert $V'_{x_0} \subset V$ contenant x_0 , tel que pour tout voisinage $V'' \subset V'(x_0)$ de x_0 , pour tout point $x_1 \in V''(x_0)$, les couples (x_0, x_1) sont distinguables.

2.5.1.3 Espace d'observabilité

l'espace d'observation pour un système non linéaire est définie comme la plus petite espace vectorielle réelle ($O(h)$) de fonction de classe \mathbb{C} qui contient les composants de $h(h_1, h_2, \dots, h_n)$ et qui est fermé par la dérivation de Lie.

2.5.1.4 Observateur

On appelle un observateur du système dynamique (2.7) tout système dynamique auxiliaire sous la forme suivante:

$$\dot{\hat{x}} = \hat{f}(\hat{x}(t), u(t), y(t)) \quad (2.17)$$

On dit que l'observateur (2.17) est un observateur global si l'erreur d'estimation $e(t)$ vérifie la condition suivante:

$$\|e(t)\| = \|x(t) - \hat{x}(t)\| \longrightarrow 0 \quad \text{quand } t \longrightarrow \infty \quad (2.18)$$

2.5.2 Observateurs des multi-modèles TS

La structure d'observateur basée sur la structure multi-modèles la plus utilisée dans la littérature est une extension de celle de l'observateur de Luenberger [Anc10] proposée pour les systèmes linéaires .

Ce choix s'avère naturel sachant que la représentation multi-modèles est une combinaison linéaire de sous-modèles linéaires :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.19)$$

L'observateur le plus largement développé dans la littérature est une extension de celui

de Luenberger proposé dans pour les systèmes linéaires:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))(A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + L_i(y(t) - \hat{y}(t))) \\ \hat{y}(t) = C \hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.20)$$

Ou bien pour VDNM

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{\xi}(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = C x(t) \end{cases} \quad (2.21)$$

et son observateur

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{\xi}(t))(A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + L_i(y(t) - \hat{y}(t))) \\ \hat{y}(t) = C \hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.22)$$

Afin de déterminer les gains L_i de l'observateur (2.20) ou (2.22), la stabilité du système générant l'erreur d'estimation d'état est étudiée, cette dernière étant définie par :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (2.23)$$

Sa dynamique est régie par une équation différentielle qui dépend de la connaissance ou non des variables de décision intervenant dans les fonctions d'activation.

On définit alors deux cas selon que les variables de décision sont mesurables ou non mesurables [Ich09]

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté quelques définitions relatives à la modélisation des systèmes non linéaires par les multi-modèles flous ainsi sa stabilité. Tout d'abord, nous avons présenté les différentes techniques pour l'obtention d'un multi-modèles de Takagi-Sugeno, dont, ces approches vient répondre aux difficultés dues à la complexité des modèles non linéaires, par des techniques proches de celles développées dans le cadre linéaire. Dans la seconde partie, un bref état de l'art sur les observateur des systèmes non linéaire ont été présentées.

CHAPITRE 3

RECONSTRUCTION DES ÉTATS D'UNE MSRV

3.1 Introduction

Les approches basées sur les modèles constituent un moyen important et utile de construire un module de diagnostic de pannes pour les systèmes non linéaires afin de détecter, isoler et identifier les défaillances des actionneurs, des capteurs et des systèmes. Généralement, la mise en œuvre de ces fonctions est réalisée avec des observateurs. De plus, les observateurs fournissent une estimation des états, des sorties et des défauts accessibles et inaccessibles des systèmes non linéaires. Dans la littérature différentes méthodes pour estimer l'état des systèmes T-S à des fins de diagnostic. Dans le contexte d'une conception d'observateur robuste, l'une des techniques les plus efficaces est l'utilisation de l'observateur PI, dans laquelle les entrées inconnues sont estimées simultanément aux états du système.

3.2 Estimateur PI

Considérez le système T-S suivant avec les fonctions de pondération h_i en fonction de l'état du système:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(x(t))(A_i x(t) + B_i u(t) + E_i d(t) + W_i \omega(t)) \\ y(t) = Cx(t) + Gd(t) + W\omega(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

Hypothèse:

A1: Le système est stable

A2: Les signaux $u(t)$, $d(t)$ et $w(t)$ sont bornés.

A3: On suppose que l'entrée inconnue $d(t)$ est constante : $\dot{d} = 0$

L'observateur PI proposé est donné par les équations suivantes:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{x})(A_i \hat{x} + B_i u + E_i \hat{d} + L_{pi}(y - \hat{y})) \\ \hat{y} = C \hat{x} + G \hat{d} \\ \dot{\hat{d}} = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{x}) L_{di}(y - \hat{y}) \end{cases} \quad (3.2)$$

où \hat{x} et \hat{d} sont les estimations de x et d . Afin de faciliter la comparaison entre le système et son observateur, le système (3.1) peut être écrit comme un système perturbé avec des fonctions de pondération h_i dépendant de l'état estimé comme suit:

$$\begin{cases} \dot{x} = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{x})(A_i x + B_i u + E_i d + W_i \omega + V) \end{cases} \quad (3.3)$$

où:

$$\begin{cases} v = \sum_{i=1}^r (h_i(x) - h_i(\hat{x}))(A_i x + B_i u + E_i d + W_i \omega) \end{cases} \quad (3.4)$$

Ce terme est vu comme une perturbation évanescence bornée à minimiser. En effet, en raison des hypothèses A1, A2 et de la définition des fonctions de pondération, $V(t)$ est borné et si $\hat{x} \rightarrow x$ alors $v \rightarrow 0$.

L'hypothèse A3 permet de rendre le système (3.3) sous la forme augmentée:

$$\begin{cases} \dot{x}_a = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{x})(\tilde{A}_i x_a + \tilde{B}_i u + \tilde{\Gamma}_i \tilde{\omega}) \\ y(t) = \tilde{C} x_a + \tilde{D} \tilde{\omega} \end{cases} \quad (3.5)$$

où:

$$\tilde{A}_i = \begin{bmatrix} A_i & E_i \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \tilde{B}_i = \begin{bmatrix} B_i \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \tilde{\Gamma}_i = \begin{bmatrix} I & W_i \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \tilde{\omega} = \begin{bmatrix} V \\ \omega \end{bmatrix}$$

$$\tilde{C} = \begin{bmatrix} C & G \end{bmatrix}, \quad \tilde{D} = \begin{bmatrix} 0 & W \end{bmatrix}, \quad x_a = \begin{bmatrix} x \\ d \end{bmatrix}$$

Un raisonnement similaire permet de transformer l'observateur PI proposé (3.2) sous la forme augmentée suivante:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_a = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{x})(\tilde{A}_i \hat{x}_a + \tilde{B}_i u + \tilde{L}_i (y - \hat{y})) \\ \hat{y} = \tilde{C} \hat{x}_a \end{cases} \quad (3.6)$$

où:

$$\tilde{L}_i = \begin{bmatrix} L_{pi} \\ L_{Ii} \end{bmatrix}$$

Considérons l'erreur d'estimation de l'état augmenté:

$$e_a = x_a - \hat{x}_a$$

dont la dynamique est donnée par:

$$\dot{e}_a = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{x})((\tilde{A}_i - \tilde{K}_i \tilde{C})e_a + (\tilde{\Gamma}_i - \tilde{K}_i \tilde{D})\tilde{\omega}) \quad (3.7)$$

L'objectif est de déterminer les matrices de gain \tilde{K}_i de l'observateur afin de stabiliser le système (3.7), c'est-à-dire de garantir la convergence de l'erreur d'estimation d'état vers zéro lorsque la perturbation w gain est nulle et d'atténuer le gain de transfert du perturbation bornée $\tilde{\omega}(t)$ à l'erreur d'estimation d'état $e_a(t)$ lorsque $\tilde{\omega}(t)$ est différent de zéro ($\tilde{\omega}(t)$ est borné puisque les hypothèses A1 et A2 sont satisfaites).

Théorème 1: L'observateur PI (3.6) du système (3.5) est déterminé en minimisant $\bar{\gamma}$ sous les contraintes de LMI suivantes dans les variables $P = P^T > 0$, M_i et $\bar{\gamma}$ pour $i = 1, \dots, r$:

$$\begin{bmatrix} \tilde{A}_i^T P + P \tilde{A}_i - M_i \tilde{C} - \tilde{C}^T M_i^T + I & P \tilde{\Gamma}_i - M_i \tilde{D} \\ \tilde{\Gamma}_i^T P - \tilde{D}^T M_i^T & -\bar{\gamma} I \end{bmatrix} < 0 \quad (3.8)$$

Les gains de l'observateur sont dérivés de $\tilde{K}_i = P^{-1} M_i$ et le niveau d'atténuation est calculé par $\gamma = \sqrt{\bar{\gamma}}$.

Remarque : La minimisation de γ peut entraîner une dynamique lente de l'erreur d'estimation d'état. Ce problème peut être résolu en affectant les pôles des matrices $(\tilde{A}_i - \tilde{K}_i \tilde{C})$ dans le plan semi-complexe gauche défini par:

$$z | \operatorname{Re}(z) < -\lambda, \lambda > 0 \quad (3.9)$$

Ainsi, les LMI du théorème 1 sont résolus simultanément avec la contrainte suivante (imposer $z|Re(z) < -\lambda$, où λ_i sont les valeurs propres de A_i et $\lambda_i > 0$):

$$P(\tilde{A}_i + \lambda I) + (\tilde{A}_i + \lambda I)^T P - M_i \tilde{C} - \tilde{C}^T M_i^T < 0 \quad (3.10)$$

Un regroupement plus précis des pôles peut être obtenu en ajoutant des contraintes LMI. Cette approche reste efficace dans les cas pratiques où l'hypothèse 1 n'est pas satisfaite. Cependant, les entrées inconnues doivent varier lentement. Sinon, on obtient une estimation du mauvais état et des entrées inconnues en utilisant cette méthode [IMRM09]

3.3 Application à la MSR \mathcal{V}

3.3.1 Représentation de la MSR \mathcal{V} par les multi-modèles

Le modèle d'état non linéaire de la machine dans un repère tournant dq s'écrit par:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ \Omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{L_q}{L_d} N_p \Omega & 0 \\ -\frac{L_d}{L_q} N_p \Omega & -\frac{R_s}{L_q} & 0 \\ \frac{3}{2} \frac{N_p}{J} (L_d - L_q) i_q & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ \Omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_r \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

3.3.2 Variables de prémisses

Dans le système (3.11) on suppose que les variables de prémisses $\xi_1(x(t))$ et $\xi_2(x(t))$ sont de la forme suivante :

$$\begin{aligned} \xi_1(t) &= \frac{3}{2} \frac{N_p}{J} (L_d - L_q) i_q \\ \xi_2(t) &= N_p \Omega \end{aligned} \quad (3.12)$$

et que les variables d'état sont bornées de la manière suivante :

$$\begin{cases} i_q \in [175, -17.5] \\ \Omega \in [2600, -20] \end{cases}$$

ensuite, on calcule les valeurs minimales et maximales de $\xi_1(x(t))$ et $\xi_2(x(t))$:

$$\begin{cases} \xi_{1max} = \max \xi_1(t) = \frac{3}{2} \frac{N_p}{J} (L_d - L_q) \times 175, & \xi_{1min} = \min \xi_1(t) = \frac{3}{2} \frac{N_p}{J} (L_d - L_q) \times -17.5 \\ \xi_{2max} = \max \xi_2(t) = N_p \times 2600, & \xi_{2min} = \min \xi_2(t) = N_p \times -20 \end{cases}$$

3.3.3 fonctions d'appartenance

Les fonction d'appartenance sont définies comme suite

$$\begin{cases} M_1(\xi_1(t)) = \frac{\xi_1(t) - \xi_{1min}}{\xi_{1max} - \xi_{1min}}, & M_2(\xi_1(t)) = \frac{\xi_{1max} - \xi_1(t)}{\xi_{1max} - \xi_{1min}} \\ N_1(\xi_2(t)) = \frac{\xi_2(t) - \xi_{2min}}{\xi_{2max} - \xi_{2min}}, & N_2(\xi_2(t)) = \frac{\xi_{2max} - \xi_2(t)}{\xi_{2max} - \xi_{2min}} \end{cases}$$

Le multi-modèles équivalent au modèle non linéaire (3.11) sera représenté par la forme suivante:

$$\dot{x} = \sum_{i=1}^4 h_i(\xi(t))(A_i x(t) + Bu(t) + Cv(t)) \quad (3.13)$$

avec:

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix}, \quad v = \begin{bmatrix} C_r \end{bmatrix}$$

et

$$A_1 = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{L_q}{L_d} \xi_{2max} & 0 \\ -\frac{L_d}{L_q} \xi_{2max} & -\frac{R_s}{L_q} & 0 \\ \xi_{1max} & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix}, \quad A_2 = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{L_q}{L_d} \xi_{2max} & 0 \\ -\frac{L_d}{L_q} \xi_{2max} & -\frac{R_s}{L_q} & 0 \\ \xi_{1min} & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix}$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{L_q}{L_d} \xi_{2min} & 0 \\ -\frac{L_d}{L_q} \xi_{2min} & -\frac{R_s}{L_q} & 0 \\ \xi_{1max} & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix}, \quad A_4 = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{L_q}{L_d} \xi_{2min} & 0 \\ -\frac{L_d}{L_q} \xi_{2min} & -\frac{R_s}{L_q} & 0 \\ \xi_{2min} & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix}$$

tel que

$$h_1(\xi(t)) = M_1(\xi_1(t)) \times N_1(\xi_2(t)); \quad h_2(\xi(t)) = M_1(\xi_1(t)) \times N_2(\xi_2(t))$$

$$h_3(\xi(t)) = M_2(\xi_1(t)) \times N_1(\xi_2(t)); \quad h_4(\xi(t)) = M_2(\xi_1(t)) \times N_2(\xi_2(t))$$

Les paramètres de la MSR \mathcal{V} sont donnés par le tableau ce dessous.

Nom	Symbole	Valeur
Résistance des enroulements statoriques	R_s	1.71Ω
Inductance de l'axe d	L_d	0.15 H
Inductance de l'axe q	L_q	0.025 H
Nombre de paires des pôles	N_p	2
Moment d'inertie	J	$0.0137Kg.m^2$
Coefficient des frottements visqueux	f	$0.00036Nm/rad/s$

Tableau 3.1: Paramètres de la MSR \mathcal{V}

Alors les matrices A_i des sous-modèles sont:

$$A_1 = 10^4 \begin{bmatrix} -0.0011 & 0.0867 & 0 \\ -3.1200 & -0.0068 & 0 \\ 0.4790 & 0 & -0.0000 \end{bmatrix}$$

$$A_2 = 10^3 \begin{bmatrix} -0.0114 & -0.0067 & 0 \\ 0.2400 & -0.0684 & 0 \\ 4.7901 & 0 & -0.0000 \end{bmatrix}$$

$$A_3 = 10^4 \begin{bmatrix} -0.0011 & 0.0867 & 0 \\ -3.1200 & -0.0068 & 0 \\ -0.0479 & 0 & -0.0000 \end{bmatrix}$$

$$A_4 = \begin{bmatrix} -11.4000 & -6.6667 & 0 \\ 240.0000 & -68.4000 & 0 \\ -479.0146 & 0 & -0.0263 \end{bmatrix}$$

3.4 Reconstruction des états du MSR \mathcal{V}

Les matrices \tilde{A}_i du système augmenté sont donnés par:

$$\tilde{A}_1 = 10^4 \begin{bmatrix} -0.0009 & 0.0711 & 0 & 0 \\ -1.2667 & -0.0038 & 0 & 0 \\ 0.0665 & 0 & -0.0000 & -0.0073 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{A}_2 = \begin{bmatrix} -9.0000 & -0.2368 & 0 & 0 \\ 4.2222 & -38.0000 & 0 & 0 \\ 665.2007 & 0 & -0.0263 & -72.9927 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{A}_3 = 10^4 \begin{bmatrix} -0.0009 & 0.0711 & 0 & 0 \\ -1.2667 & -0.0038 & 0 & 0 \\ -0.0048 & 0 & -0.0000 & -0.0073 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{A}_4 = \begin{bmatrix} -9.0000 & -0.2368 & 0 & 0 \\ 4.2222 & -38.0000 & 0 & 0 \\ -47.6277 & 0 & -0.0263 & -72.9927 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

La résolution des LMIs des équations (3.8) ,(3.10) permet d'obtenir les gains \tilde{L}_i de

l'observateur:

$$\tilde{L}_1 = 10^4 \begin{bmatrix} 2.0622 & -4.4713 & 2.4092 \\ 1.1215 & -3.2393 & 2.1179 \\ 1.8994 & -4.4044 & 2.5050 \\ 6.0738 & -7.3569 & 1.2830 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{L}_2 = 10^4 \begin{bmatrix} -0.0063 & -0.1784 & 0.1848 \\ -0.1151 & -0.0285 & 0.1437 \\ -0.1137 & -0.2059 & 0.3197 \\ 1.9857 & 0.9617 & -2.9474 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{L}_3 = 10^4 \begin{bmatrix} 2.2009 & -4.3726 & 2.1718 \\ 1.2316 & -3.1614 & 1.9299 \\ 2.0115 & -4.2965 & 2.2851 \\ 6.2880 & -7.1457 & 0.8577 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{L}_4 = 10^4 \begin{bmatrix} 0.1325 & -0.0794 & -0.0530 \\ -0.0039 & 0.0482 & -0.0442 \\ -0.0018 & -0.0982 & 0.1001 \\ 2.1923 & 1.1812 & -3.3735 \end{bmatrix}$$

3.5 Résultats de simulation

3.5.1 Réponse à un cycle dynamique

Dans ce premier test on va simulé le système (Machine synchrone à réluctance variable- Observateur PI) à vide pour analyser le comportement de l'observateur PI conçu à un régime de changement de vitesse dynamique. Les figures((3.1) jusqu'a (3.6)) représentent les réponses du vitesse et du courants dans le cas d'une machine chargé

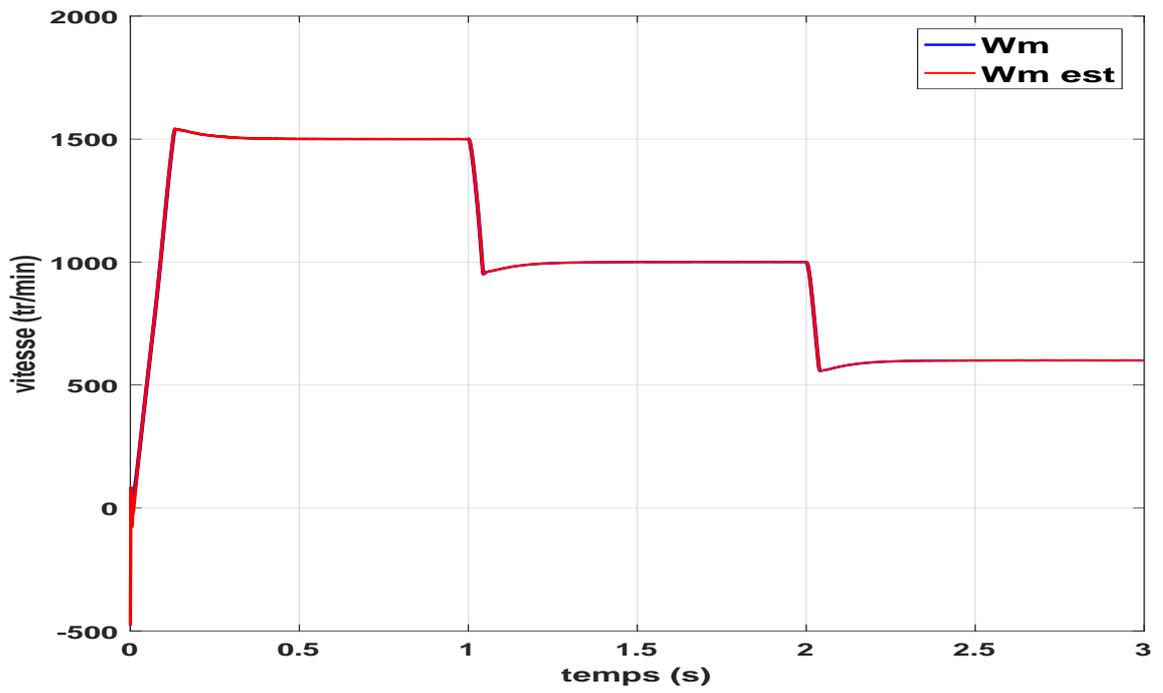


Fig 3.1: Réponse de vitesse à un cycle dynamique

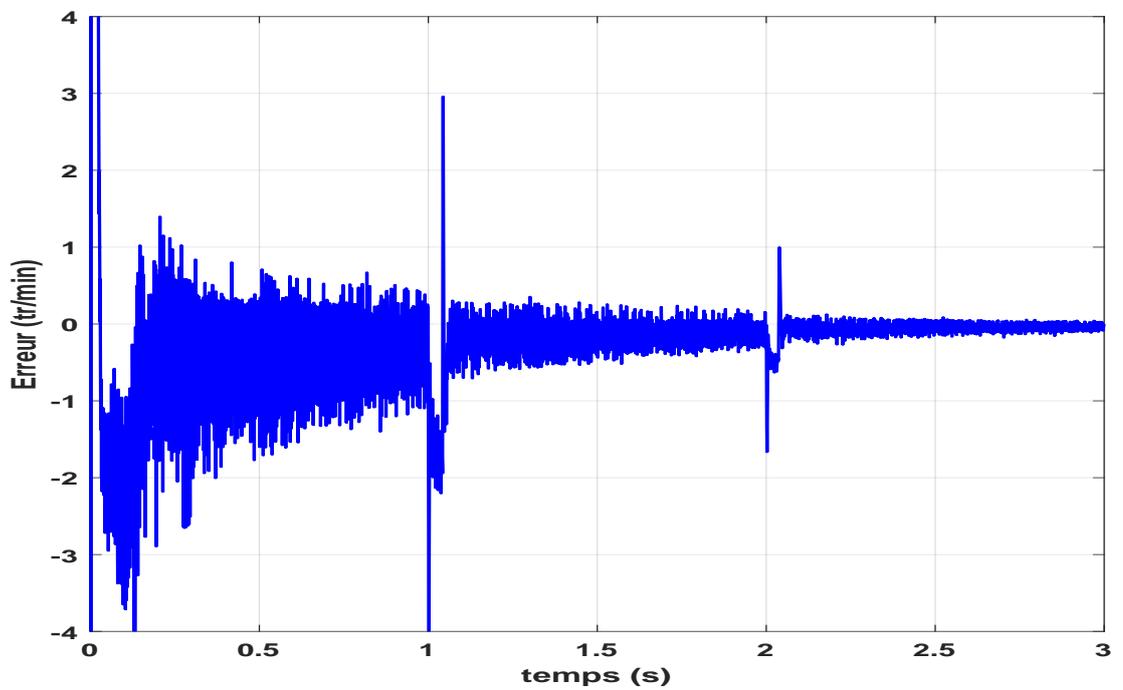


Fig 3.2: Erreur entre la vitesse de MSR \mathcal{V} et l'observateur PI

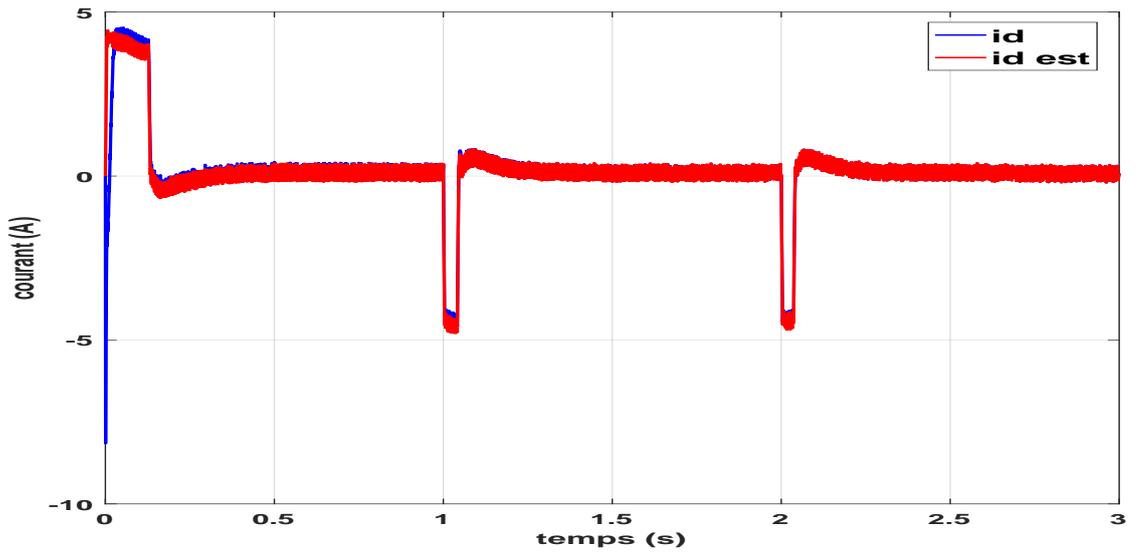


Fig 3.3: Courant sur l'axe-d

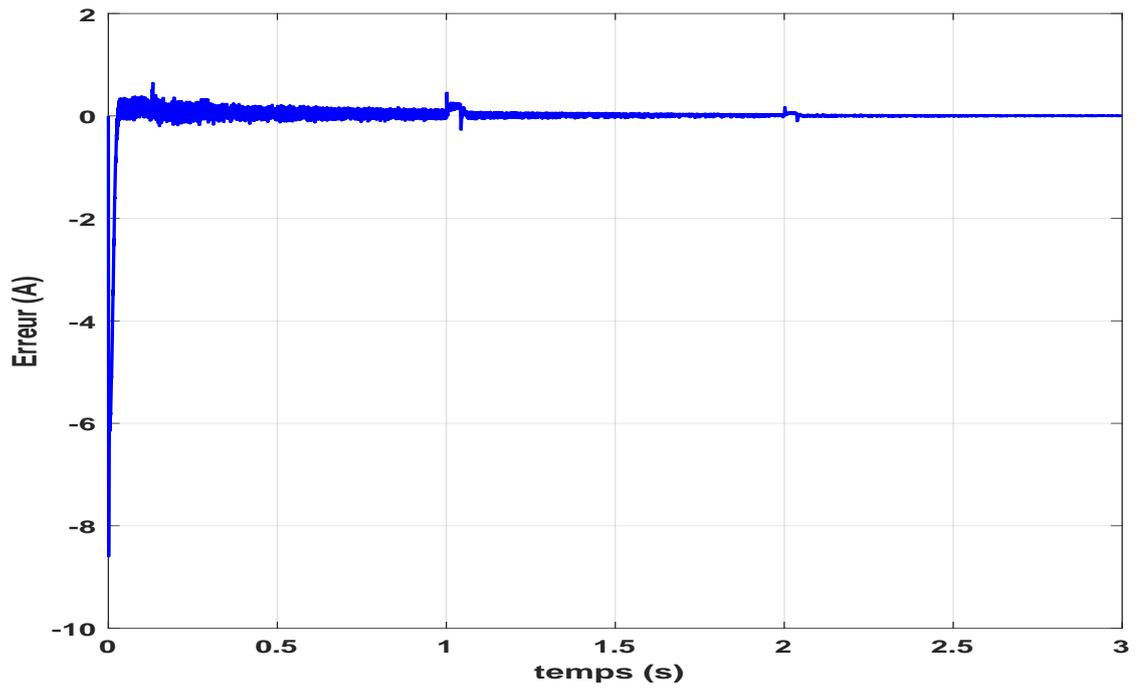


Fig 3.4: Erreur entre le courant i_d de MSR \mathcal{V} et l'observateur PI

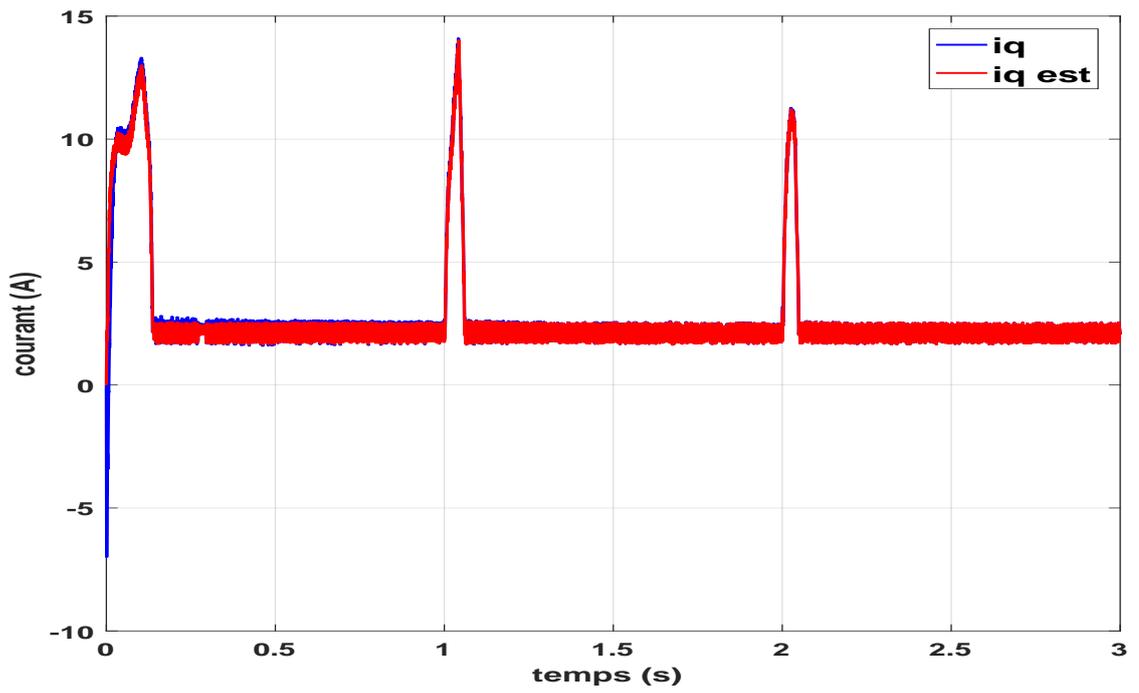


Fig 3.5: Courant sur l'axe-q

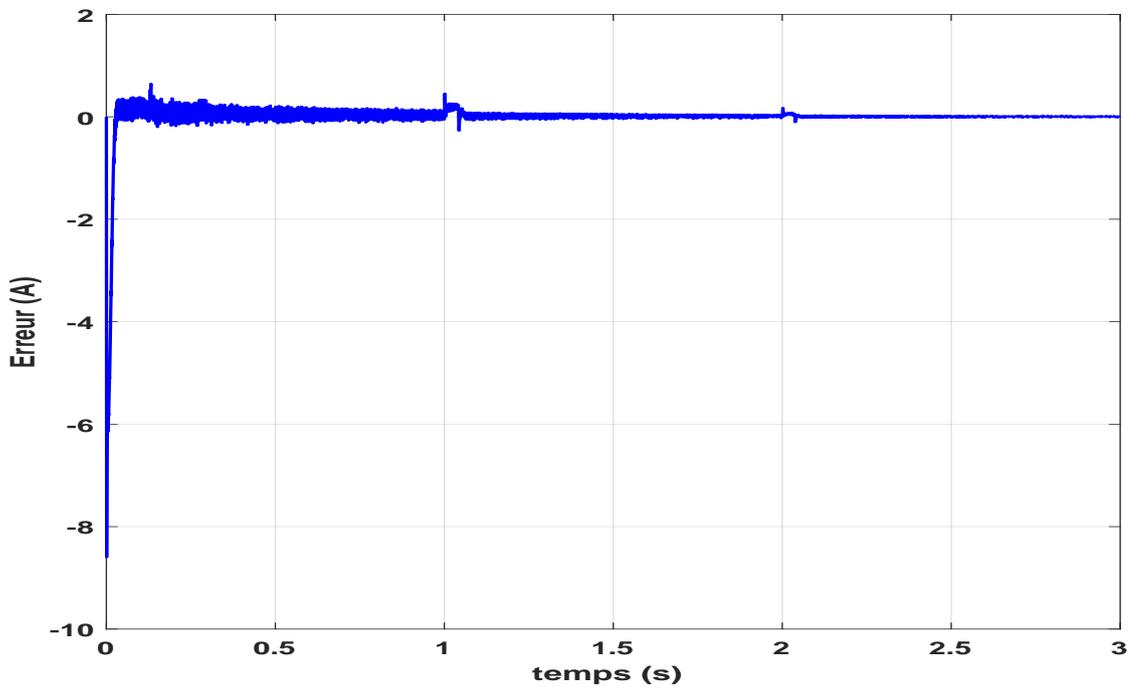


Fig 3.6: Erreur entre le courant i_q de MSR \mathcal{V} et l'observateur PI

Les figures présentent les résultats de simulation lors de ce changement, nous remarquons que la réponse de l'observateur PI est très satisfaisante pendant tout le cycle de fonctionnement avec une bonne dynamique de poursuite, en régime permanent, l'erreur d'estimation est très faible.

3.5.2 Essai en charge

Dans cette partie on applique une charge $Cr = 10n.m$ et puis $Cr = 20n.m$ des instants $t=1$ (s) et $t=2$ (s) successivement. Les figures (3.7) jusqu'à (3.11)) suivantes représentent la réponse de MSR \mathcal{V} et l'observateur PI à base vitesse

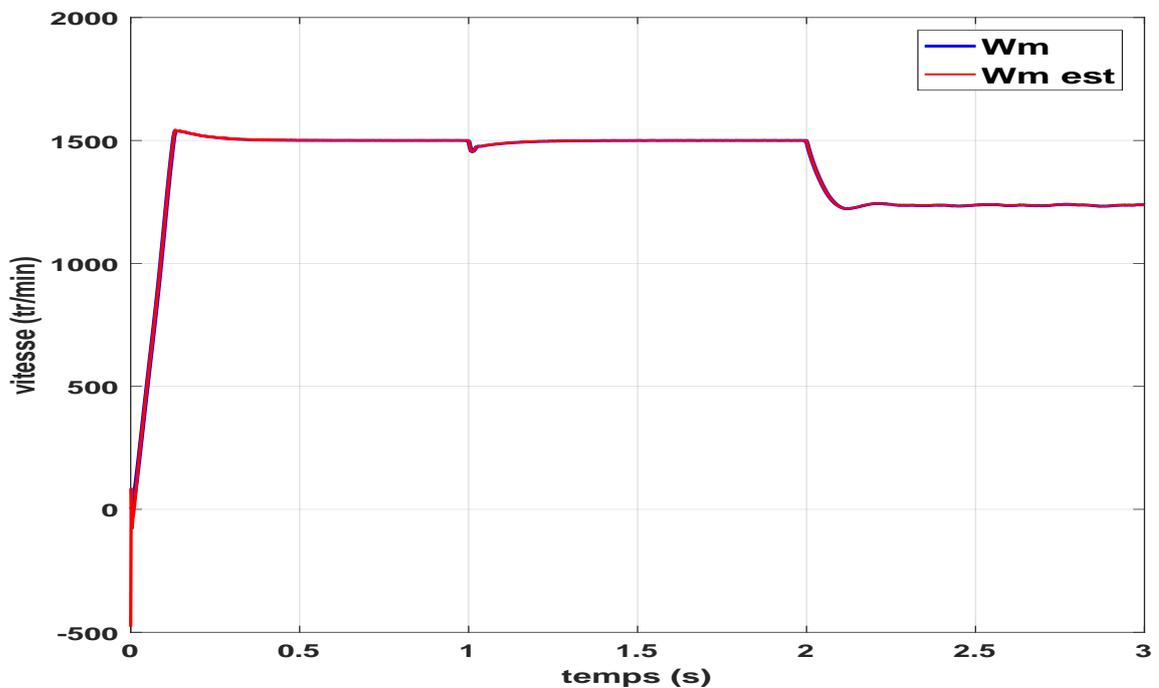


Fig 3.7: Réponse des vitesses de la MSR et son l'observateur PI

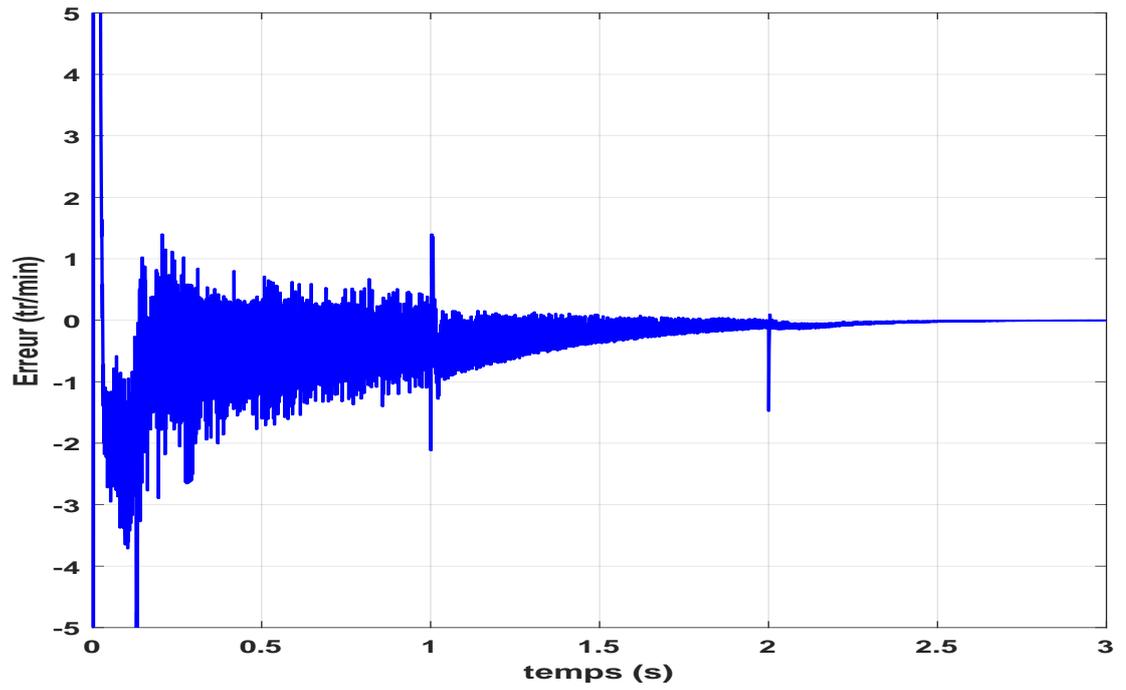


Fig 3.8: Erreur entre la vitesse de MSR \mathcal{V} et l'observateur PI

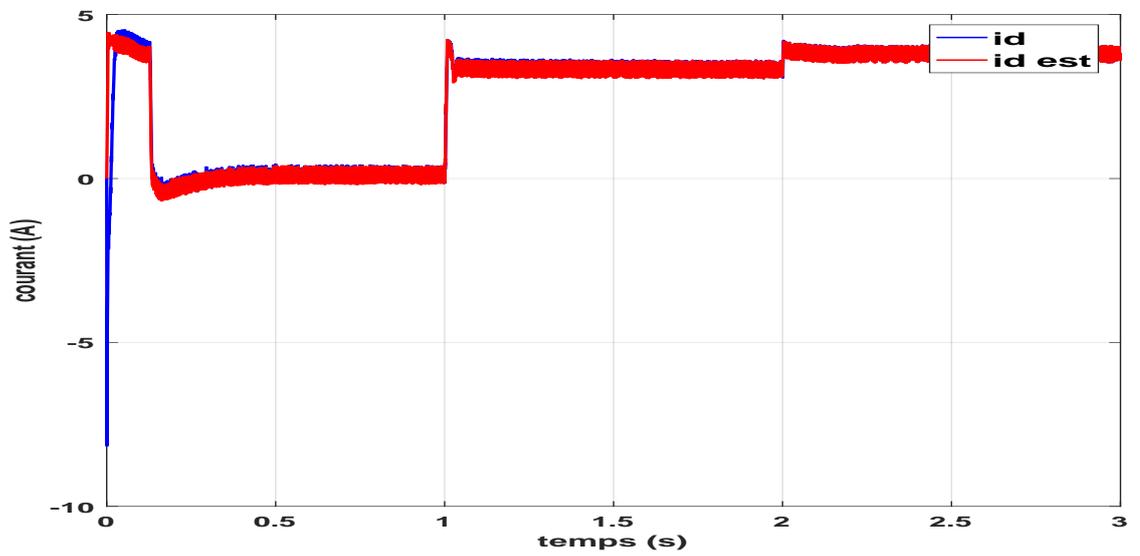


Fig 3.9: Courant sur l'axe-d

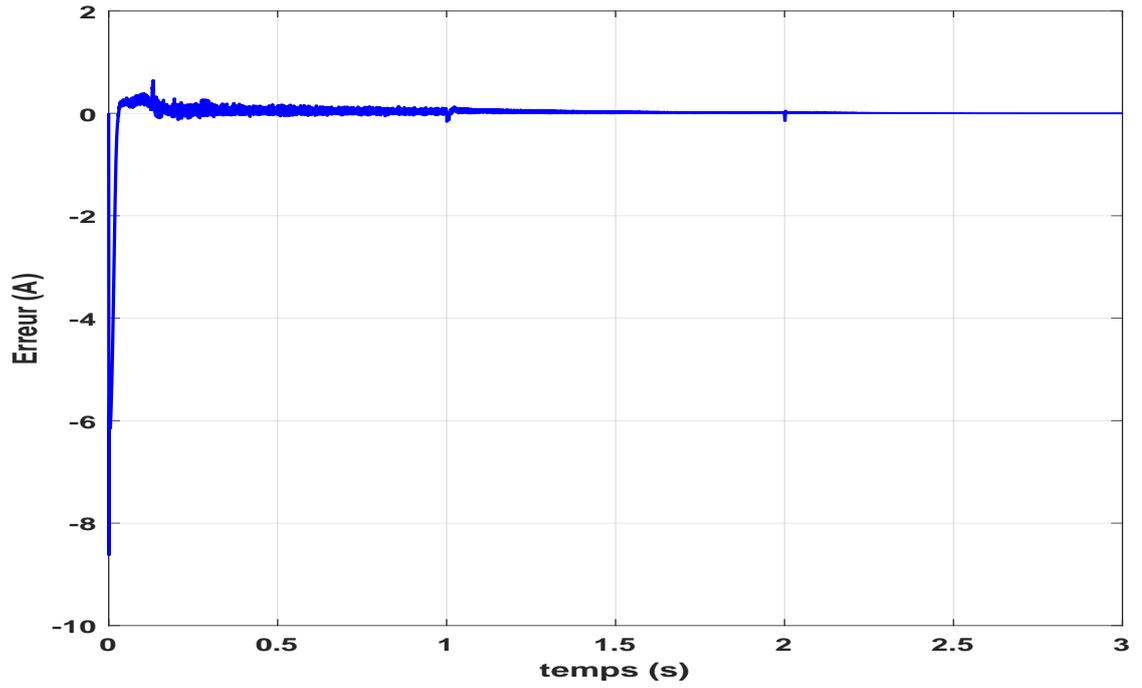


Fig 3.10: Erreur entre le courant i_d de MSR et l'observateur PI

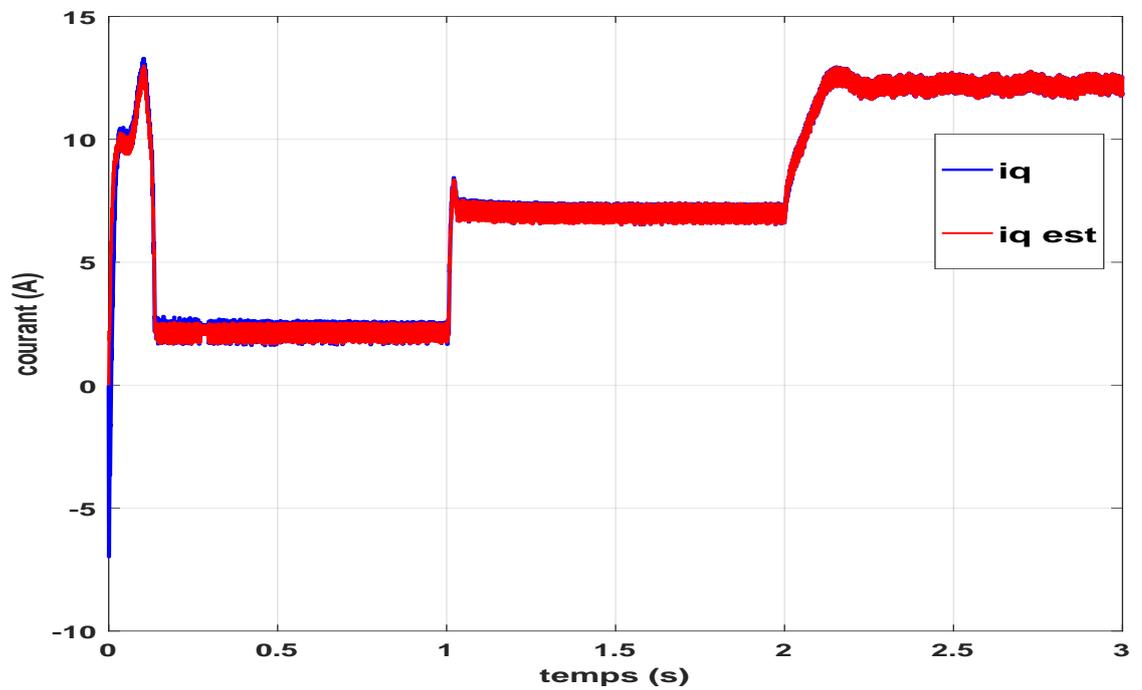
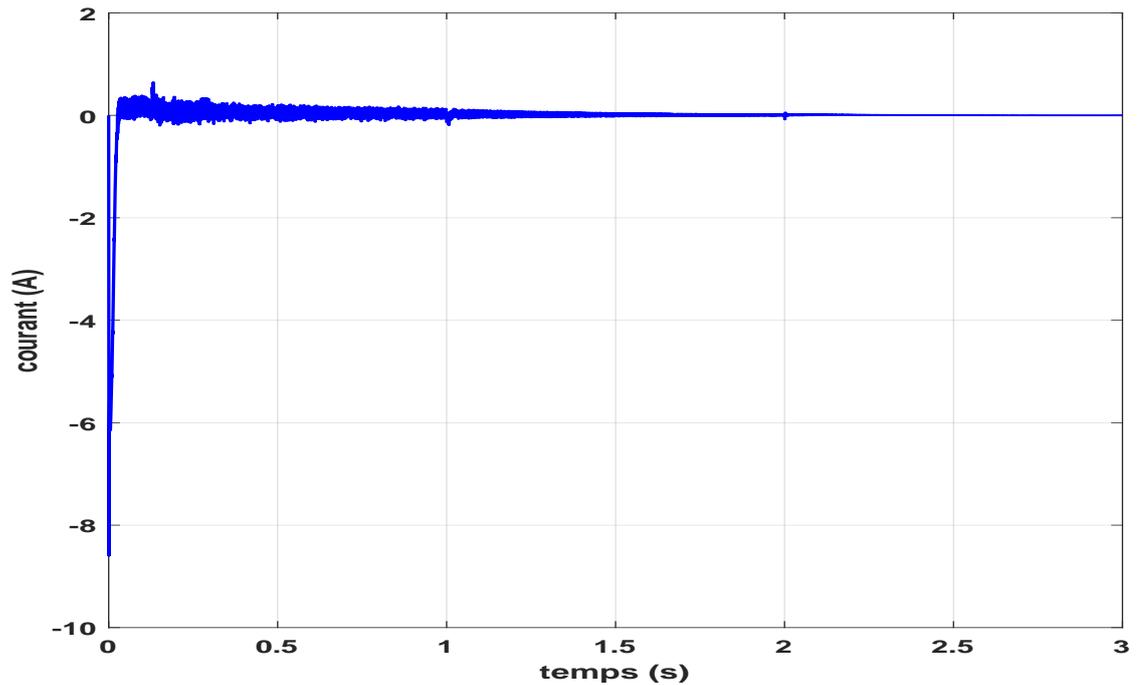


Fig 3.11: Courant sur l'axe-q

Fig 3.12: Erreur entre le courant i_q de MSR et l'observateur PI

on remarque que la réponse de l'observateur PI est très satisfaisante pendant tout le cycle de fonctionnement quelle que soit la valeur couple résistant montrent que les performances de poursuites de vitesse, courants sont satisfaisantes, l'erreur d'estimation est très faible

3.5.3 Réponse à Base vitesse

Les figures((3.13) jusqu'à (3.18)) suivantes représentent la réponse de MSR et l'observateur PI à base vitesse.

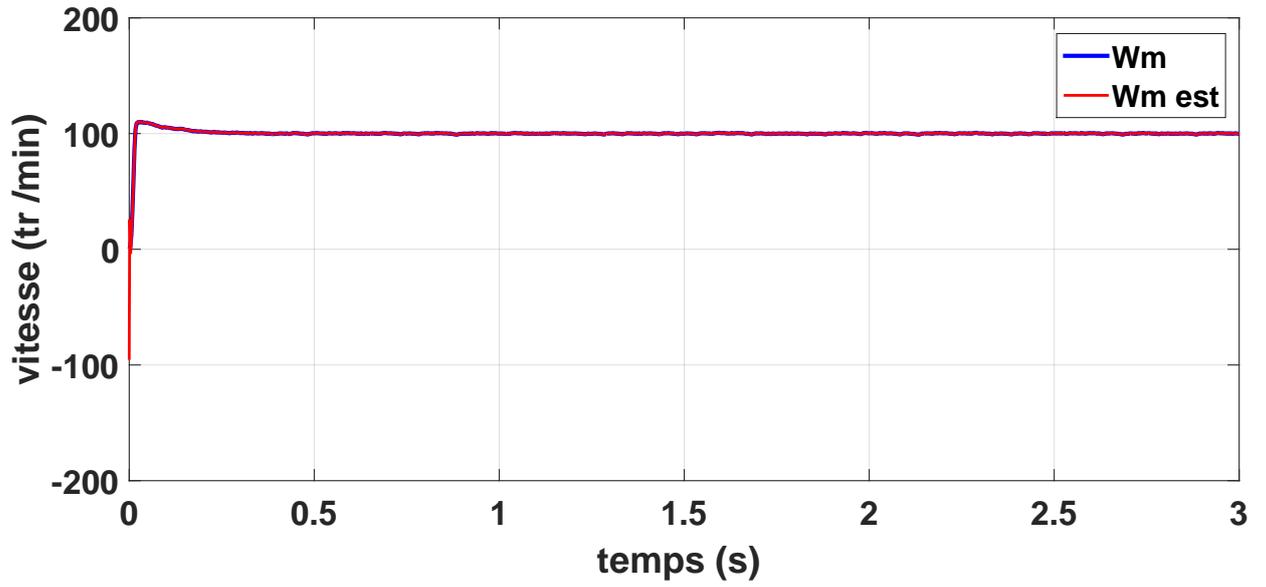


Fig 3.13: Réponse des vitesses de la MSR \mathcal{V} et l'observateur PI d'un fonctionnement à basse vitesse.

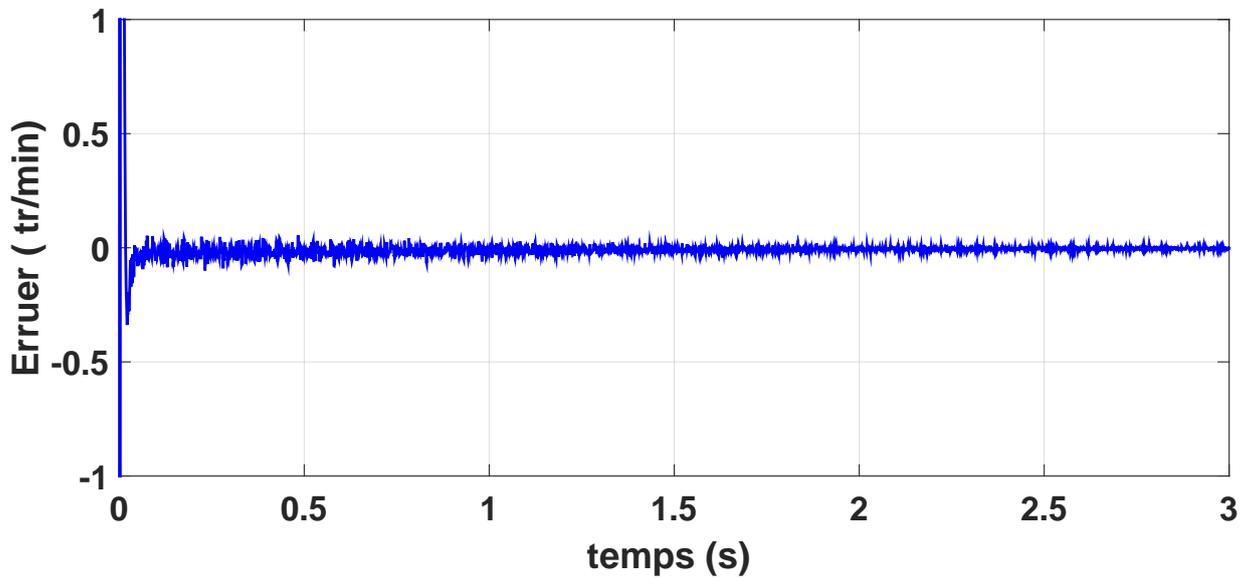


Fig 3.14: Erreur entre la vitesse de MSR \mathcal{V} et l'observateur PI d'un fonctionnement à basse vitesse.

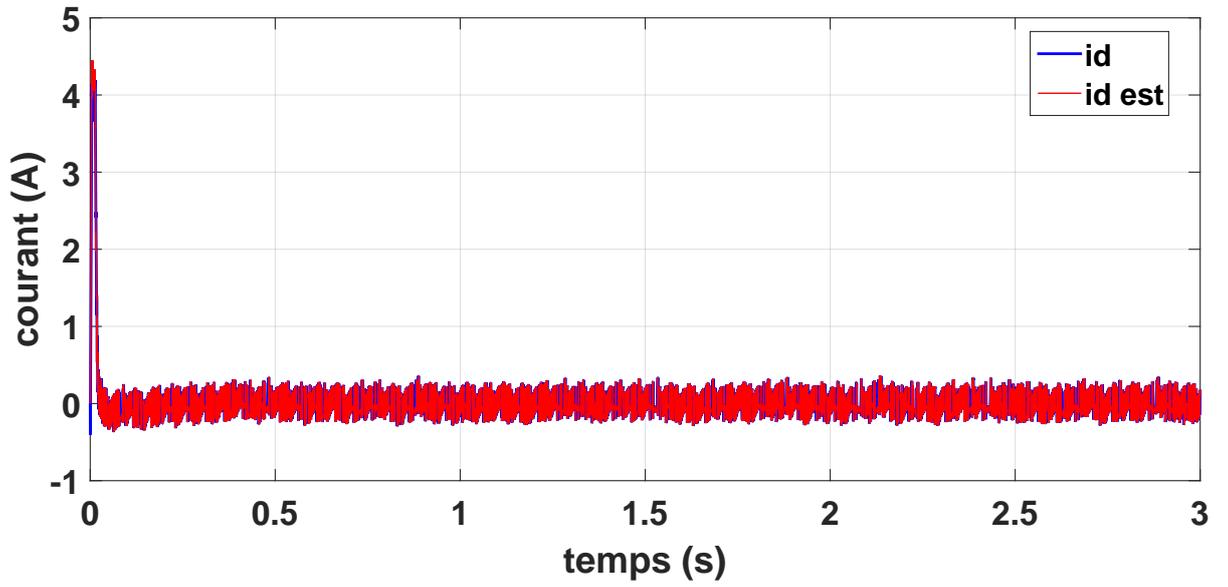


Fig 3.15: Courant sur l'axe-d

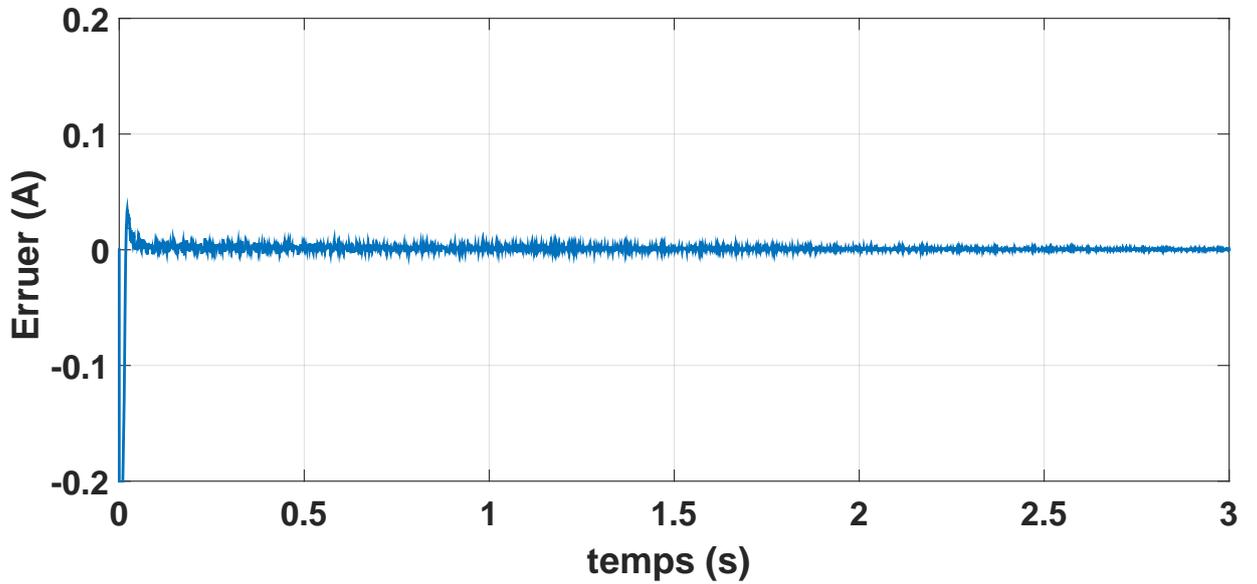


Fig 3.16: Erreur entre le courant i_d de MSR \mathcal{V} et l'observateur PI

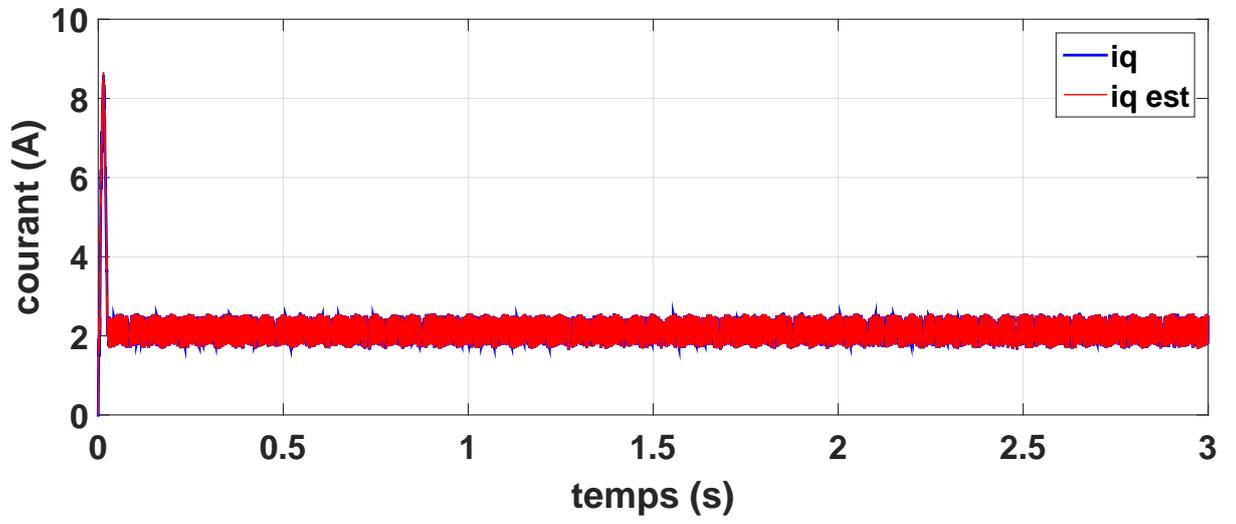


Fig 3.17: Courant sur l'axe-q

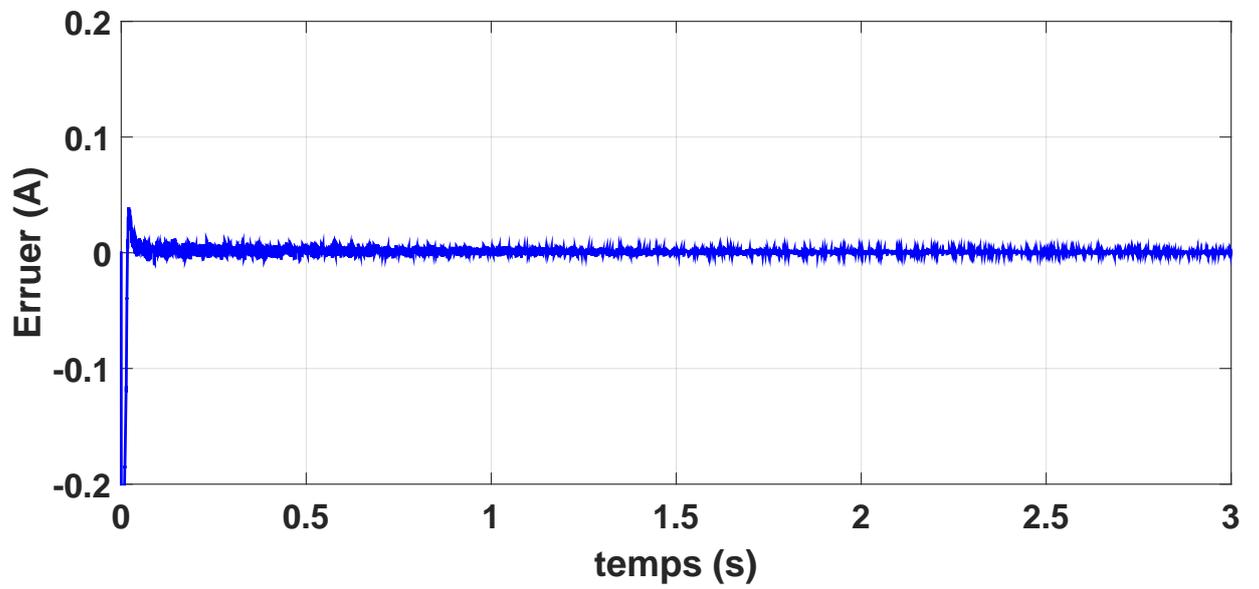


Fig 3.18: Erreur entre le courant i_q de MSR_V et l'observateur PI

Les courbes montrent que l'observateur PI continue à donner des résultats satisfaisants, même à basse vitesse. on remarque que l'erreur d'estimation presque nulle

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappel sur les observateurs PI pour le modèle Takagi Sugeno avec variables de prémisses non mesurables ainsi Nous appliquons la modélisation de MSR \mathcal{V} par les multi-modèles de Takagi-Sugeno. La résolution des inégalités matricielles linéaires permet de calculer le gain de l'observateur PI. Les résultats de simulation obtenus, montrent une supériorité de la technique appliquée de point de vue erreur d'estimation comparés aux résultats dans la littérature technique.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le travail effectué lors de ce mémoire se focalisé sur l'application des techniques d'automatique avancées à des problématiques actuelles de l'électrotechnique, et plus précisément à l'estimation des états de la machine synchrone à réluctance variable . Tout d'abord, une représentation basée sur l'approche des secteur non linéaire, nous permet de réécrire le modèle non linéaire de la machine sous la forme des sous systèmes interconnectés par des fonctions de poids non linéaire.

Nos contributions ont été proposées dans le troisième chapitre de ce mémoire qui s'articule autour de la conception d'un observateur avec variables de prémisses non mesurables. La résolution des inégalités matricielles linéaires permet de calculer le gain de l'observateur PI.

Les résultats de simulation obtenus, montrent une supériorité de la technique appliquée de point de vu erreur d'estimation comparés aux résultats dans la littérature technique.

Les problème évoqué dans ce mémoire de thèse ouvrent de nombreuses perspectives pour des futurs travaux :

- Construction d'un observateur à gain proportionnel multi-intégral permettant de prendre en compte des entrées inconnues.
- Conception d'un estimateur où la stabilité est traitée au moyen des fonctions non linéaire.
- Conception d'un contrôleur basé sur l'observateur conçu.

- [Akh04] Abdelkader Akhenak. Conception d'observateurs non linéaires par approche multi-modèle: application au diagnostic. *Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine*, 16, 2004. (pages 23, 30, 31).
- [Anc10] Maria Anca. *Estimation et diagnostic de systèmes non linéaires décrits par un modèle de Takagi-Sugeno*. PhD thesis, Ecole Polytechnique de Lorraine-INP, 2010. (pages 23, 32).
- [CHE16] Abdelghani CHELIHI. *Synthèse de lois de commande par la théorie d'hyperstabilité Application aux systèmes physiques*. PhD thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2016. (page 21).
- [Gui16] BUENO MARIANI Guilherme. *Machine synchrone à réductance - Modèles équivalents à réseau de réductances pour la simulation et l'optimisation*. PhD thesis, Université GRENOBLE ALPES, 2016. (page 7).
- [Ham12] Habib Hamdi. *Approche Multi-Modèle pour l'Observation d'État et le Diagnostic des Systèmes Singuliers non Linéaires*. PhD thesis, Ecole Polytechnique de Tunis, 2012. (pages 22, 24, 25).
- [HAM15] Mohamed Yacine HAMMOUDI. *Contribution à la commande et à l'observation dans l'association convertisseurs machine*. PhD thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2015. (pages 22, 23, 26, 31).
- [Hic09] Serhoud Hicham. *Contribution à l'étude de la machine synchrone à réductance variable*. PhD thesis, Université de Batna, 2009. (pages 12, 13).

- [Ich09] Dalil Ichalal. *Estimation et diagnostic de systèmes non linéaires décrits par un modèle de Takagi-Sugeno*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine-INPL, 2009. (page 33).
- [IMRM09] Dalil Ichalal, Benoît Marx, José Ragot, and Didier Maquin. Simultaneous state and unknown inputs estimation with pi and pmi observers for takagi sugeno model with unmeasurable premise variables. *IEEE transactions on industry applications*, 2009. (page 37).
- [Jab11] Dalel Jabri. *Contribution à la synthèse de lois de commande pour les systèmes de type Takagi-Sugeno et/ou hybrides interconnectés*. PhD thesis, Reims, 2011. (page 21).
- [KAD15] belghitri naouei KADA. *Contribution à la modelisation par la méthode des réseaux de reluctances (mrr) d'une machine à reluctance variable*. PhD thesis, Université d'Oran Mohamed Boudiaf, 2015. (page 5).
- [KTIT92] Shunji Kawamoto, Kensho Tada, Atsushi Ishigame, and Tsuneo Taniguchi. An approach to stability analysis of second order fuzzy systems. In *Fuzzy Systems, 1992., IEEE International Conference on*, pages 1427–1434. IEEE, 1992. (page 26).
- [Tag15] Seyedmorteza Taghavi. *Design of Synchronous Reluctance Machines for Automotive Applications*. PhD thesis, Université Concordia Canada, 2015. (page 7).
- [Tah09] Bouarar Tahar. *Contribution à la synthèse de lois de commande pour les descripteurs de type Takagi-Sugeno incertains et perturbés*. PhD thesis, Université de Reims-Champagne Ardenne, 2009. (page 27).
- [Thi03] Lubin Thierry. *Modélisation et commande de la machine synchrone à réluctance variable: prise en compte de la saturation magnétique*. PhD thesis, Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2003. (page 9).
- [TRU16] Phuoc Hoa TRUONG. *Optimisation des performances de la machine synchrone à réluctance variable: approches par la conception et par la commande*. PhD thesis, Université de Haute-Alsace, 2016. (pages 5, 6).

- [TS85] Tomohiro Takagi and Michio Sugeno. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, (1):116–132, 1985. (page [20](#)).
- [Tsa06] RAMINOSOA Tsarafidy. *OPTIMISATION DES PERFORMANCES DES MACHINES SYNCHRO-RELUCTANTES PAR RESEAUX DE PERMEANCES*. PhD thesis, Université Institut National Polytechnique de Lorraine, 2006. (pages [10](#), [11](#)).
- [TW04] Kazuo Tanaka and Hua O Wang. Fuzzy control systems design and analysis: a linear matrix inequality approach. *John Wiley & Sons*, 2004. (page [26](#)).