UNIVERSITE SIDI MOHAMED BEN ABDELLAH

Faculté Des Sciences Dhar El Mehraz Fes

Centre d'Etudes Doctoral "Sciences et Technologies"

Formation Doctorale : STIC

Spécialité : Génie électrique

Laboratoire : Signaux -Systèmes et Informatique

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

Kaoutar LAHMADI

Sous le Thème

Contributions à la synthèse de lois de commande et stabilisation des systèmes non linéaires : Application aux systèmes éoliens

Soutenue le 29 / 06 /2019 devant le jury composé de :

Pr.	AARAB Abdellah	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	Président
Pr.	BOUMHIDI Ismail	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Directeur de thèse
Pr.	BROURI Adil	Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Meknès	Rapporteur
Pr.	ALFIDI Mohammed	Ecole Nationale des Sciences Appliquées, Fès	Rapporteur
Pr.	LAGRAT Ismail	Ecole Nationale des Sciences Appliquées, Kénitra	Rapporteur
Pr.	TISSIR El Houssaine	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Examinateur
Pr.	BENBRAHIM Mohammed	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Examinateur

Dédicace

À la mémoire de ma mère ;

BAIDADA Latifa ;

À qui je dois tout ;

Remerciement

L’ensemble des travaux présentés dans cette thèse a été effectué au sein du Laboratoire d’Electronique Signaux Systèmes et Informatique LESSI au département de physique de la faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès.

Je souhaite remercier en premier lieu mon directeur de thèse, Monsieur le Professeur **BOUMHIDI Ismail** Professeur à La Faculté des Sciences Dhar El Mahraz de Fès pour m’avoir accueilli au sein de son équipe. Je leur suis également reconnaissante pour le temps conséquent qu’il m’a accordé malgré ses nombreuses charges, pour son attention de tout instant sur mes travaux, pour ses conseils avisés et son écoute qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de cette thèse. Son énergie, sa confiance et sa sympathie ont été des éléments moteurs pour moi.

Je désir aussi remercier Monsieur AARAB Abdellah, Professeur à la faculté des Sciences Dhar El Mahraz de me faire l’honneur de présider le jury de ma soutenance.

Mes sincères remerciements aux Messieurs : Adil BROURI, Professeur à l’ENSAM de Meknès, ALFIDI Mohammed, Professeur à l’ENSA de Fès et LAGRAT Ismail, Professeur à l’ENSA de Kénitra, d’avoir pris le temps de juger ce travail et de m’avoir fait l’honneur d’être rapporteurs de ma thèse.

Comme je tiens à remercier Monsieur Tissir El Houssaine et Monsieur BENBRAHIM Mohammed, Professeurs à la faculté des Sciences Dhar El Mahraz de Fès, pour avoir accepté de juger mon travail de thèse.

Je tiens aussi à exprimer ma profonde sympathie à toutes les personnes qui composent le laboratoire LESSI, je remercie particulièrement tous les doctorants avec qui j’ai partagé ces années de thèse et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Enfin, aucun mot ne sera jamais assez fort pour exprimer tous mes remerciements à toute ma famille, Mon père, Mes chers frères et sœurs, Youssef, Abdelilah , Nabila, Oumaima et Zineb qui m'ont accompagné tout au long de mes études par leur amour inconditionnel et leur soutien constant. Vous m'avez chaleureusement supporté et encouragé tout au long de mon parcours, j'espère que j'ai toujours été à la hauteur de vos attentes.

Résumé

Cette thèse se focalise sur l'étude de la stabilisation des systèmes éoliens, il s'agit de proposer des nouvelles approches permettant la synthèse de lois de commande qui assurent les performances et la stabilité des systèmes non linéaires et les appliquées aux systèmes éoliens représentés par le modèle flou de type Takagi Sugeno. Plusieurs techniques ont été utilisées, dans un premier temps, on s'est intéressé d'élaborer des nouvelles conditions de stabilisation écrites sous forme d'inégalités linéaires matricielles (LMI), sur la base de la fonction de Lyapunov, l'approche H∞, la commande PDC (compensation parallèle distribuée) et des différents lemmes afin de garantir les performances souhaitées. Ensuite, de nombreux systèmes physiques peuvent être affectés par des perturbations extérieures dans des intervalles de fréquences bien précises, afin de traiter ces perturbations dans un domaine de fréquence fini, la deuxième technique concerne l'amélioration et l'exploitation d'une nouvelle version de lemme Kalman-Yakubovich-Popove (KYP) généralisé permettant de traiter la stabilisation et la commande des systèmes éoliens dans des domaines de fréquences finis. Enfin, une troisième technique consiste à développer une loi de commande sur la base des réseaux de neurones et la fonction de Lyapunov, des conditions de stabilisation des systèmes T-S à une entrée retardée ont été proposées sous forme LMI.

La validation des résultats de simulation du modèle éolien est faite sur le logiciel Matlab, qui nous a permis de simuler le comportement du système dans le temps. Les résultats obtenus ont validé les performances des commandes proposées en termes de convergence de robustesse et de stabilité.

Mots clés : Systèmes Takagi Sugeno; réseaux de neurones; commande par approche H∞; commande PDC (compensation parallèle distribuée); observateur flous; fonction de Lyapunov; commande à fréquences finis; inégalités matricielles linéaires (LMIs).

Abstract

This thesis focuses on the study of the stabilization of wind systems, it is about proposing new approaches allowing the synthesis of control laws, which ensure the performances and the stability of nonlinear systems and applied them to the wind systems represented by the fuzzy model of type Takagi Sugeno. Several techniques were used, first of all, we were interested to develop new stabilization conditions written in the form of linear matrix inequalities (LMI), based on the Lyapunov function, the H∞ approach. PDC (Distributed Parallel Compensation) and different lemmas to ensure the desired performance. Then, many physical systems can be affected by external disturbances in specific frequency ranges, in order to deal with these disturbances in a finite frequency domain, the second technique concerns the improvement and exploitation of a new version of Generalized Kalman-Yakubovich-Popove lemma (KYP) for processing stabilization and control of wind systems in finite frequency domains. Finally, a third technique is to develop a control law based on neural networks and Lyapunov function, conditions of stabilization of T-S systems at a delayed entry have been proposed in LMI form.

The validation of simulation results of the wind model is made on the software Matlab®, which allowed us to simulate the behavior of the system over time. The results obtained validated the performance of the proposed controls in terms of convergence, robustness and stability.

Keywords: Takagi Sugeno Systems; neural networks; command H∞ approach approach; PDC command (distributed parallel compensation); fuzzy observer; Lyapunov function; finite frequency control; linear matrix inequalities (LMIs).

Tables des matières

Dédicace *3*

Remerciement *4*

Résumé *8*

Abstract *9*

Tables des matières *10*

Listes des figures *13*

Liste des tableaux *14*

Introduction générale *16*

Chapitre 1 : Etat de l'art sur les outils intelligents d'une commande robuste *20*

1.1 Introduction **20**

1.2 Concepts de base de la logique floue **21**

1.2.1 Introduction 21

1.2.2 Ensembles flous 21

1.2.3 Variable linguistique 23

1.2.4 Fonctions d'appartenances 24

1.2.5 Structure générale d'un système flou 25

1.2.6 Commande floue 27

1.2.7 Type de modèles flous 28

1.2.7.1 Modèle flou de type Mamdani 29

1.2.7.2 Modèle flou de type Takagi-Sugeno 29

1.3 Les réseaux de neurones **31**

1.3.1 Principe de fonctionnement 31

1.3.2 Propriétés d'approximations des réseaux de neurones 33

1.3.2.1 Réseaux non bouclés 33

1.3.2.2 Réseaux bouclés 33

1.3.3 Apprentissage des réseaux de neurones 34

1.4 Synthèses de la loi de commande floue et condition de stabilisation de base **35**

1.4.1 Méthode de Lyapunov 35

1.4.2 Lois de commande floue 36

1.4.2.1 La commande par approche H∞ 36

1.4.2.2 La commande par optimisation LMI 37

1.4.2.3 Loi de commande PDC (Parallel disturbed compensation) 38

1.5 . Stabilisation du modèle flou T-S avec observateur **39**

1.5.1 Observateur flou T-S 40

1.5.2 Loi de commande PDC avec observateur flou 41

1.6 Conception de la commande à fréquences finies **41**

1.6.1 Principe et définition 42

1.6.2 Lemme de Kalman Yakubovich-Popove généralisé (gKYP) 42

1.7 Outils mathématiques 44
1.7.1 Complément de Schur 44
1.7.2 Lemme de Finsler 44
1.7.3 Lemme de Peterson et Hollot 45
1.7.4 Lemme de projection 45
1.7.5 Lemme 5 [Zho, 1988]: 46

1.8 Conclusion 46

Chapitre 2 : Commande robuste floue : Application aux systèmes éoliens 47

2.1 Introduction 47

2.2 Description d'un système éolien 47
2.2.1 Définition de l'énergie éolienne 48
2.2.2 Les types des éoliennes 48
2.2.3 Principe de fonctionnement d'une éolienne 49
2.2.4 Aérodynamique 51
2.2.4.1 Puissance aérodynamique 51
2.2.4.2 Couple aérodynamique 52
2.2.5 Eolienne à base de la Machine Asynchrone à Double Alimentation (MADA) 52

2.3 Commande robuste floue des systèmes non linéaire avec observateur T-S 53
2.3.1 Modèle T-S perturbé: atténuation des perturbations 53
2.3.2 Stabilisation des modèles T-S incertains 56
2.3.3 Modèle T-S incertain et perturbé 60

2.4 La poursuite de trajectoire des modèles T-S incertains et perturbés 64

2.5 Exemple de simulation 70
2.5.1 Exemple 1 70
2.5.2 Exemple 2 81

2.6 Conclusion 86

Chapitre 3 : Commande des modèles T-S perturbés dans un domaine fréquentiel fini 88

3.1 Introduction 88

3.2 Commande robuste dans un domaine fréquentiel fini 89
3.2.1 Formulation du problème 89
3.2.2 Simulations et résultats 94

3.3 Commande robuste des modèles T-S perturbés avec observateur dans un domaine fréquentiel fini 97
3.3.1 Formulation du problème 97
3.3.2 Exemple de simulation 104

3.4 Conclusion 108

Chapitre 4 : Commande robuste des modèles T-S à entrée retardée à base des Réseaux de Neurones 109

4.1 Introduction 109

4.2 Commande robuste à base des réseaux de neurones à une entrée retardée 110
4.2.1 L'objectif de la commande a base des réseaux de neurones 110
4.2.2 Structure du réseau des neurones utilisée 111

4.3 Formulation du problème 113
4.3.1 La commande PDC retardée 113
4.3.2 L'observateur T-S Luenberger 113
Lemme 4.1: 113
4.3.3 Commande robuste à une entrée retardée 114
4.4 Résultats de simulation 119
4.5 Conclusion 122
Conclusion générale 123
Bibliographie 125

Listes des figures

Figure 1-1: Variable linguistique *23*
Figure 1-2: Formes usuelles des fonctions d'appartenance *25*
Figure 1-3: Structure du système flou *26*
Figure 1-4: Représentation d'un neurone *32*
Figure 1-5: Estimation d'état via un observateur *40*
Figure 2-1 : Les deux types des éoliennes *49*
Figure 2-2 : Eléments constituants une éolienne *50*
Figure 2-3: Schéma de contrôle d'un système éolien connecté *71*
Figure 2-4: La variation de la vitesse angulaire du générateur (rad/s) *76*
Figure 2-5: Les fonctions d'appartenances *77*
Figure 2-6: Le profil de la vitesse du vent entre [14~28m/s] *77*
Figure 2-7: La variation de la vitesse angulaire du générateur (rad/s) en présence d'incertitude *79*
Figure 2-8: Les fonctions d'appartenances *79*
Figure 2-9: Le profil du vent entre [14~28m/s] *79*
Figure 2-10: Poursuite en vitesse angulaire du générateur (rad/s) *81*
Figure 2-11: Les états du modèle incertain *85*
Figure 2-12: La commande du modèle incertain *85*
Figure 3-1: La variation de la vitesse angulaire du générateur avec la commande PDC *95*
Figure 3-2: La variation de la vitesse angulaire du générateur à fréquences finies *96*
Figure 3-3: Les fonctions d'appartenances *96*
Figure 3-4: Le profil de la vitesse de vent *97*
Figure 3-5: La variation de la vitesse angulaire de générateur à fréquences finies basée sur l'observateur *107*
Figure 3-6: Les fonctions d'appartenances *107*
Figure 4-1 : L'architecture du réseau de neurones utilisé *112*
Figure 4-2: la commande retardée *120*
Figure 4-3: Profil de vitesse du vent *121*
Figure 4-4: La vitesse angulaire du générateur *121*
Figure 4-5: Les fonctions d'appartenances *121*

Liste des tableaux

Tableau 2-1: Paramètres du système *72*
Tableau 2-2 : Paramètres du pendule inversé *82*
Tableau 3-1: Domaines fréquentiels utilisés *90*

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les objectifs de la recherche en automatique visent la maitrise de la commande des systèmes réels de plus en plus complexes. La majorité de ces systèmes physiques sont non linéaires et sont souvent caractérisés par des modèles difficiles à établir dont la résolution nécessite d'approcher le comportement de ces systèmes par des modèles linéaires. Un modèle n'est jamais exact, cette imprécision rend dans certains cas l'application de l'automatique classique difficile, voire impossible pour la synthèse d'une loi de commande performante. Modéliser judicieusement un système consiste à trouver une représentation simple, exploitable et suffisamment précise pour décrire fidèlement la réalité, mais peu complexe afin de permettre la synthèse d'une loi de commande. La plupart des approches de commande non linéaires exigent la disponibilité d'un modèle mathématique du système, lequel est tiré des lois physiques qui décrivent le comportement dynamique du procédé. Ce modèle est caractérisé par des équations différentielles reliant les grandeurs de sorties et d'entrées par le biais d'un vecteur d'état décrivant l'évolution du système, et qui sont souvent très difficiles à trouver, notamment pour les systèmes réels complexes et incompréhensibles qui font apparaître beaucoup de paramètres.

De ce fait, l'une des solutions proposée dans l'automatique pour contourner la complexité de la représentation mathématique d'un système non linéaire est de le remplacer par un modèle flou **[Tan, 2001]**. La logique floue introduite par **[Zad, 1965]** dans les années soixante constitue un outil très intéressant pour la représentation des systèmes non linéaires. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et à agir d'une manière intelligente malgré l'imprécision et l'incertitude des connaissances disponibles. Son utilisation dans le domaine du contrôle a été l'une des premières applications de cette théorie dans l'industrie avec les travaux de **[Mam, 1975]**. De nombreuses applications sont alors développées dans divers domaines, là où aucun modèle déterministe n'existe ou est difficile à obtenir. Deux grandes classes de modèles flous sont répertoriées selon la nature des conclusions de leurs règles : Les modèles flous de Mamdani qui utilisent une conclusion symbolique et les modèles flous de Takagi-Sugeno où les conclusions sont numériques. Ce travail se focalise sur une classe particulière de modèles flous, appelés modèles Takagi Sugeno (T-S)

[Tak, 1985]. La structure d'un modèle flou T-S, est décrite par un ensemble de règles, dites règles floues qui sont constituées chacune par une partie prémisse, et une partie conclusion.

Cependant, cette modélisation floue n'est qu'une représentation approximative du système réel que l'on souhaite commander, du fait que le nombre de règles choisies pour décrire le comportement du système est fini. En plus, dans la majorité des cas, le système réel a des paramètres variables et peut être affecté par des perturbations externes ou bien par des incertitudes due à la modélisation **[Jab, 2011]**. Pour tenir compte de cette faiblesse de représentation d'un système non linéaire par un modèle flou, la commande développée doit être robuste dans le sens où elle devra tenir compte des erreurs de modélisation et des perturbations externes.

Le concept de stabilité et de commande des systèmes non linéaires a fait l'objet d'une riche littérature depuis le siècle dernier. La stabilité au sens de Lyapunov est une approche largement utilisée pour l'étude des problèmes de stabilité. Ces dernières années, de nombreux travaux concernant la stabilité/stabilisation du modèle floue de type Takagi-Sugeno ont été publiés. La plupart de ces travaux se sont inspirés des techniques de commande rencontrées dans la littérature. Les lois de commande utilisées pour ce type de modèle sont de type retour d'état non linéaire statique appelé commande PDC (Parallel Distributed Compensation). Ce type de loi de commande utilise les mêmes fonctions non linéaires permettant d'interpoler les modèles linéaires des modèles T-S.

L'énergie éolienne est l'une des plus importantes et plus prometteuses des sources d'énergie propres et renouvelable à travers le monde. Depuis le début des années 90, cette source d'énergie, a connu un fort regain d'intérêt. Ceci est dû, à la demande croissante de l'électricité, à cause de l'industrialisation très forte de nos jours et à la multiplication des appareils électriques domestiques. Alors, la production d'électricité d'origine éolienne nécessite le développement de méthodes et d'outils de production efficaces **[Ber, 2018]**. Pour améliorer le taux de pénétration et le niveau de stabilité des éoliens connectés, diverses commandes sont développées autour des systèmes éoliens, on retrouve la commande vectorielle, la commande par mode glissant et la commande non linéaire déduite d'une fonction de Laypunov. La finalité de ces commandes est d'assurer une conversion optimale de l'énergie éolienne, la stabilité du dispositif de conversion et la connexion du générateur éolien avec le réseau électrique **[Ham, 2015]**. Les travaux de recherche de cette thèse s'inscrivent dans ce cadre et visent à améliorer les performances et le rendement énergétique des éoliennes.

L'objectif principal de ce travail est l'étude de la stabilisation des systèmes éoliens, l'enjeu consiste à proposer des conditions permettant la synthèse de lois de commande qui assurent les performances et la stabilité des systèmes considérés en boucle fermée. Plusieurs techniques ont été utilisées. Il s'agit, dans un premier temps, d'élaborer des nouvelles conditions de stabilisation en se basant sur la fonction de Lyapunov, l'approche H∞, la commande PDC et des différents lemmes afin de garantir les performances souhaitées. La deuxième technique concerne l'amélioration et l'exploitation d'une nouvelle version de lemme Kalman-Yakubovich-Popove (KYP) généralisé permettant de traiter la stabilisation et la commande des systèmes éoliens dans des domaines de fréquences finies. Une troisième technique, consiste à proposer une condition suffisante pour les systèmes T-S à une entrée retardée afin de résoudre le problème du retard généré par le temps d'apprentissage des réseaux de neurones.

La progression de ce mémoire est ponctuée par quatre chapitres dont le contenu est présenté de manière introductive :

Le premier chapitre sera consacré essentiellement à une présentation de quelques notions de base concernant les outils intelligents utilisés, en l'occurrence la logique floue et les réseaux de neurones. Nous présenterons, en premier lieu, un aperçu sur les structures et les problématiques liées à la stabilisation et les lois de commande des systèmes T-S. Ensuite nous allons aborder les différentes commandes qui seront par la suite des sujets d'étude dans cette thèse, telles que la commande adaptative floue d'une classe de systèmes non linéaires incertains, la commande par approche H∞, la technique LMI, la commande par retour d'état et la commande robuste dans un domaine des fréquences finies. En dernier lieu, nous allons présenter des outils mathématiques afin de les utilisés par la suite.

Après avoir abordé les notions préliminaires, nous présenterons, dans **le deuxième chapitre,** nos contributions sur la stabilisation et la commande des systèmes de type T-S. Plusieurs approches seront traitées telles que, la commande robuste basée sur l'approche H∞, la commande PDC basée sur l'observateur flou et l'étude de la poursuite des systèmes T-S incertains et perturbés. Ces conditions de stabilité / stabilisation robustes proposées sont exprimées en termes de LMI. Des exemples numériques illustreront alors la pertinence des résultats proposés.

Le troisième chapitre présente un certain nombre de théorèmes concernant la stabilisation des modèles flous de type T-S perturbés dans des domaines de fréquences finies. L'idée principale est de développer des nouvelles conditions dans le domaine des fréquences finies en se basant sur le lemme Kalman-Yakubovich-Popove (KYP) généralisé et de les appliquer sur un système de conversion d'énergie éolienne afin d'améliorer les performances et de commander le système dans une bande de fréquences finies. Ces conditions sont données sous forme des Inégalités Matricielles Linéaires (LMI) afin de les résoudre par des algorithmes d'optimisation convexe.

Le quatrième chapitre concernera la mise en œuvre d'une loi de commande robuste à une entrée retardée, le travail est une extension d'une approche déjà développée au sein du laboratoire qui concerne l'étude de nouvelles lois de commande à base des réseaux de neurones et de mode glissant afin de réduire les perturbations et d'estimer les parties inconnues des systèmes non linéaire complexes. Cependant le problème rencontré, est le temps de retard généré par l'apprentissage en ligne des réseaux de neurones. L'objectif dans ce travail est d'améliorer les études faites en se focalisant sur l'élaboration des conditions de stabilisation à une entrée retardée afin d'assurer la stabilité et la robustesse vis-à-vis des perturbations.

Chapitre 1 : Etat de l'art sur les outils intelligents d'une commande robuste

1.1 Introduction

Récemment, l'utilisation des outils intelligents pour la synthèse de la commande des systèmes non linéaires a connu un essor important. On entend par outils intelligents les techniques du soft computing tels que la logique floue, les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques, etc. La logique floue constitue un outil particulièrement efficace pour la modélisation des systèmes non linéaires. Son succès réside principalement dans son potentiel à résoudre des problèmes du monde réel. Tous les problèmes de contrôle, de diagnostic ou d'aide à la décision sont des clients potentiels de la logique floue.

Dans ce chapitre, nous allons décrire ces outils ainsi que les modalités de leur utilisation. Le chapitre est organisé en trois parties, La première partie fait l'objet d'une étude détaillée sur les systèmes flous. Après une présentation générale de quelques notions de base de la logique floue, nous présentons en détail la structure interne d'un contrôleur flou. Ce dernier est considéré comme l'une des applications les plus importantes des systèmes flous. La seconde partie sera consacrée à une introduction sur les réseaux de neurones dans le but d'introduire plus d'intelligence dans les systèmes non linéaires, en leur imposant des commandes non linéaires, intelligentes, robustes et optimales. Ces réseaux de neurones seront destinés à approximer les termes incertains et inconnues du modèle éolien étudié dans ce travail. Après une brève présentation de quelques notions générales sur les réseaux de neurones, nous présentons les deux grandes familles de structures neuronales les plus utilisées. En dernier lieu, nous présentons un état de l'art sur quelques approches de commande qui seront par la suite des sujets d'étude dans cette thèse, telles que la commande adaptative floue d'une classe de systèmes non linéaires incertains, la commande par

approche H∞, la commande par retour d'état et la commande robuste dans les fréquences finie, en mettant en évidence leurs structures et leurs domaines d'application.

1.2 Concepts de base de la logique floue

1.2.1 Introduction

Les systèmes d'inférence floue peuvent être considérés comme des systèmes logiques qui utilisent des règles linguistiques pour établir des relations entre leurs variables d'entrée et de sortie. Aujourd'hui, les applications des systèmes d'inférence floue sont très nombreuses outre la commande, ils sont largement utilisés pour la modélisation, le diagnostic et la reconnaissance de formes. Pour une meilleure compréhension, nous présentons quelques notions de base de ces systèmes ainsi que leurs types et leurs caractéristiques.

Dans ce sens, la logique floue contribue à la formalisation des méthodes empiriques, à l'automatisation de la prise de décision et à la construction des systèmes artificiels effectuant les tâches habituellement prises en charge par les humains. Face à la complexité croissante des systèmes complexes, il s'avère nécessaire d'élaborer les modèles correspondants, sous forme d'équations mathématiques **[Gha, 2010]**.

La modélisation floue a été établie en 1965 par le professeur Lotfi Zadeh dans son article "fuzzy sets ". A cette époque, cette théorie n'a pas été prise au sérieux. Dès 1975, on trouve les premières applications au niveau des systèmes de réglage. A partir de 1985, ce sont les Japonais qui commencèrent à utiliser la logique floue dans les produits industriels pour résoudre des problèmes de réglage et de commande. La logique floue apparaît utile pour tous les systèmes complexes et non linéaires dans lesquels la modélisation est difficile ou impossible, ainsi que pour tous les domaines où le flou persiste **[Men, 1995]**. Son intérêt réside dans sa capacité de traiter l'imprécision et l'incertitude dans une situation quelconque.

1.2.2 Ensembles flous

La notion d'ensemble flou a été proposée par Zadeh en introduisant un caractère graduel de l'appartenance d'un élément à un ensemble donné. Cela permet une meilleure représentation des

termes et des connaissances vagues que nous, les humains, manipulons au quotidien. La description imprécise ou mal définie d'un certain phénomène, d'une situation, ou d'une grandeur physique ne peut se faire que par des expressions relatives ou floues. Ces différentes classes d'expressions floues dites ensembles flous forment ce qu'on appelle des variables linguistiques. L'ensemble flou permet alors la graduation dans l'appartenance d'un élément à une classe, c'est-à-dire qu'un élément appartient plus au moins fortement à une classe **[Gue, 2009]**.

Mathématiquement, un ensemble flou A d'un univers de discours U, est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée μ_A, à valeur dans l'intervalle [0,1] et qui associe à chaque élément x de U un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ indiquant le niveau d'appartenance de x à A. $\mu_A(x)=1$ et $\mu_A(x)=0$ correspondent respectivement à l'appartenance et la non-appartenance.

Un ensemble flou A peut également être décrit par un certain nombre de caractéristique **[Lee, 1990]** comme:

- **Son support** : qui est l'ensemble des éléments de U qui appartiennent au moins un peu à A

Il est définit par :

$$Supp(A)=\{x \in U/\mu_A(x) \succ 0\} \tag{1.1}$$

Un ensemble flou dont le support est un singleton flou dans U avec $\mu_A(x)=1$ est appelé « singleton flou ».

- **Sa hauteur** : qui est sa plus grande valeur prise par sa fonction d'appartenance. Elle est définit par **:**

$$h(A)=Sup_{x\in U}.\mu_A(x) \tag{1.2}$$

- **Son noyau :** qui est l'ensemble des éléments de U pour lesquels la fonction d'appartenance de A vaut 1. Il est définit par :

$$noy(A)=\{x \in U/\mu_A(x)=1\} \tag{1.3}$$

Lorsque le noyau est réduit à un point, celui-ci est appelé « valeur modale ». Pour le triangle, elle correspond à la valeur du sommet.

1.2.3 Variable linguistique

Toutes les variables que l'on considère, en physique ou en économie, par exemple, prennent une valeur unique de leur ensemble de définition U dans une situation donnée. Néanmoins, les conditions d'observations ne permettent pas toujours de connaître parfaitement cette valeur unique. Donc, une variable linguistique sert à modéliser les connaissances imprécises ou vagues sur une variable dont la valeur précise peut être inconnue. Une variable linguistique permet de synthétiser l'information manipulée grâce aux sous-ensembles flous, et de représenter des concepts imprécis tels que l'homme en manipule quotidiennement. La détermination de la forme et de la position de ces sous-ensembles flous sont définis à priori par des experts du domaine afin qu'ils représentent exactement leurs connaissances **[Zad, 1975]**.

La variable linguistique peut être représentée par un triplé $t(V, U, T_v)$ où V est la variable linguistique, U l'univers de discours et T_v l'ensemble des caractéristiques floues de la variable. La figure (1-1) illustre un exemple de variable linguistique 'vitesse' avec trois termes linguistiques : petite, moyenne et grande.

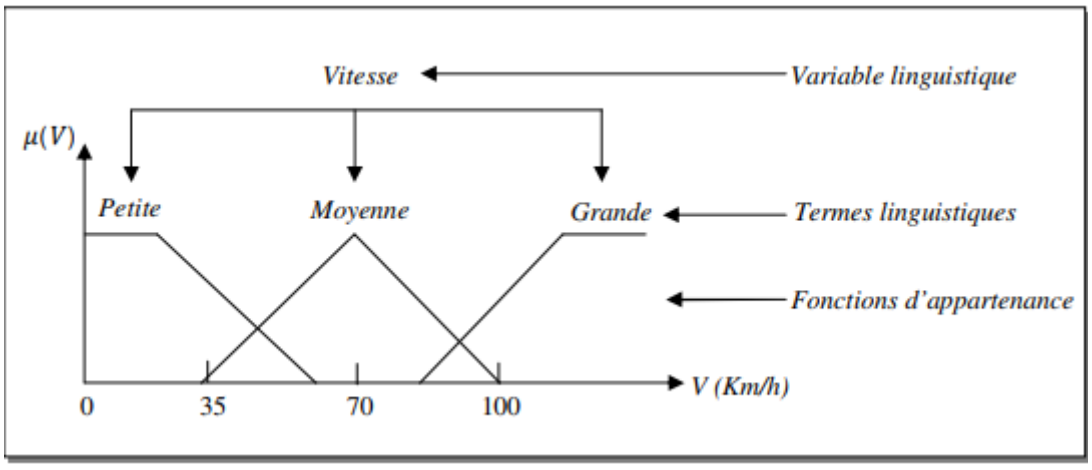

Figure 1-1: Variable linguistique

1.2.4 Fonctions d'appartenances

Dans ce contexte on associe à chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance désignée par $\mu_A(x)$, qui sera désignée par le degré ou le facteur d'appartenance. Il est à noter que l'ensemble des éléments de x pour lesquels, est appelé «support de A».

Une fonction d'appartenance d'un ensemble flou A défini sur l'univers de discours U, noté $\mu_A(x)$ tel que $x \in U$, est une courbe qui définit comment chaque point x dans l'univers de discours U est tracé avec une valeur d'appartenance comprise dans l'intervalle [0, 1] :

$$\mu_A(x) : U \to [0,1]$$
$$x \to \mu_A(x)$$

$\mu_A(x)$ représente le degré d'appartenance de l'élément x à l'ensemble flou A. Chaque ensemble flou est représenté par sa fonction d'appartenance. Les fonctions d'appartenance sont des fonctions non linéaires dépendant des variables de prémisses associées aux différentes zones de fonctionnement (sous espaces) **[Men, 2000]**. Le plus souvent, la forme des fonctions d'appartenance dépend de l'application et de la grandeur à modéliser et peuvent avoir différentes formes (Figure 1-2) :

- **Fonction triangulaire :** Elle est définie par trois paramètres $\{a, b, c\}$ qui déterminent les coordonnées des trois sommets Figure (1-2-a).

$$\mu(x) = \max\ (\min\ \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0) \tag{1.4}$$

- **Fonction trapézoïdale :** Elle est définie par quatre paramètres $\{a, b, c\}$ Figure (1-2-b).

$$\mu(x) = \max\ (\min\ \left(\frac{x-a}{b-a},\ 1\ , \frac{d-x}{d-c}\right), 0) \tag{1.5}$$

- **Fonction gaussienne :** Elle est définie par deux paramètres $\{\sigma, m\}$, Figure (1-2-c).

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{1.6}$$

➢ **Fonction sigmoïde :** Elle est définie par deux paramètres $\{a; c\}$, Figure (1-2-d).

$$\mu(x) = \frac{1}{1+\exp(-a(x-c))} \tag{1.7}$$

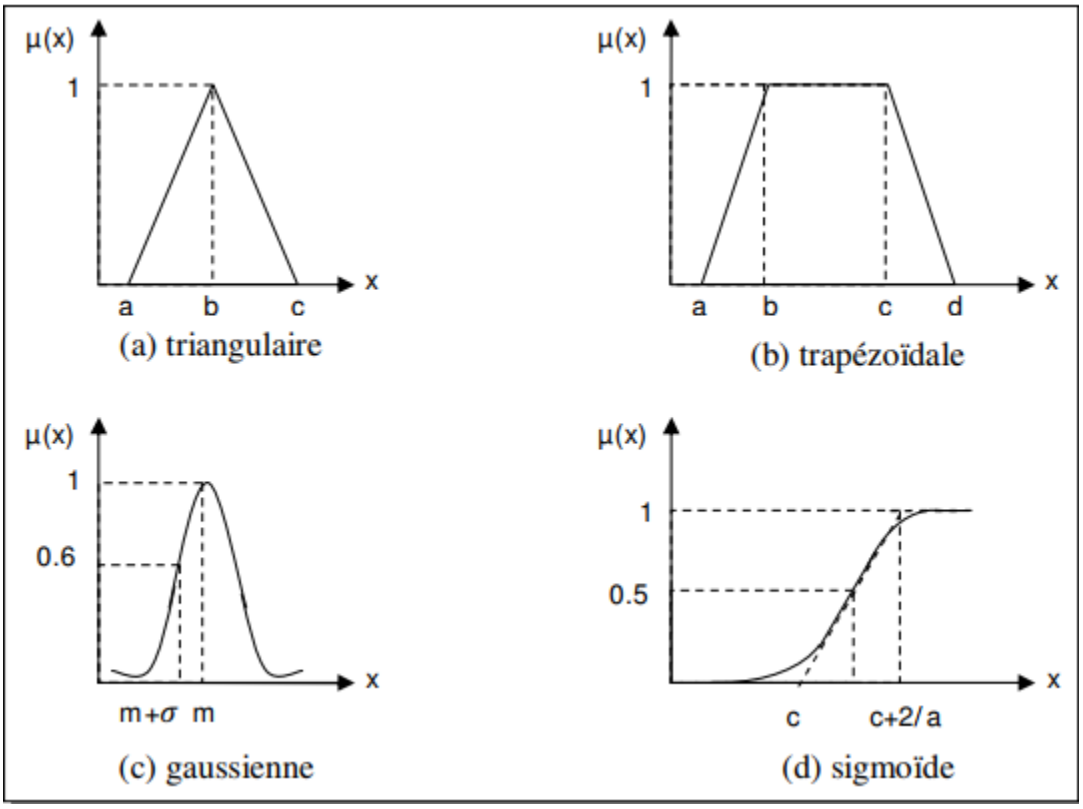

Figure 1-2: Formes usuelles des fonctions d'appartenance

1.2.5 Structure générale d'un système flou

Un système flou peut être interprété selon deux points de vue : mathématique ou logique. D'un point de vue mathématique, un système flou est une fonction non linéaire reliant un vecteur de données d'entrée à un vecteur de sortie et, de point de vue logique, un système flou est composé généralement d'une base de connaissance avec les trois modules suivant **[Lve, 1992]**:

- Une interface de Fuzzification,
- Un mécanisme d'Inférence,
- Et une interface de Défuzzification

Le fonctionnement interne d'un système flou repose sur la structure présentée par la Figure (1-3) qui inclut quatre blocs:

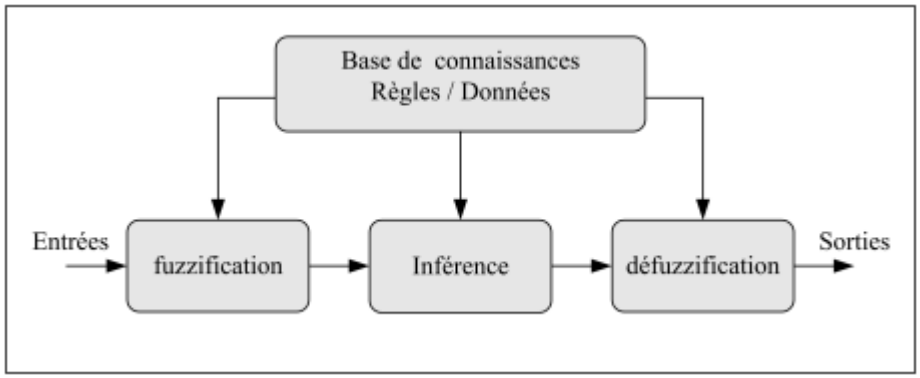

Figure 1-3: Structure du système flou

- **La base des connaissances:** elle contient les définitions des fonctions d'appartenance (formes et paramètres) associées aux variables d'entrée/sortie ainsi que l'ensemble des règles floues.
- **La fuzzification** consiste à transformer les entrées réelles d'un système à des grandeurs linguistiques. Il s'agit d'une projection de la variable physique sur les ensembles flous caractérisant cette variable. Sur l'univers de discours et pour chaque variable d'entrée ou de sortie, on peut définir une fonction d'appartenance pour avoir une mesure précise sur le degré d'appartenance de la variable à chaque ensemble flou.
- **Le mécanisme d'inférence** utilise la base des règles floues pour effectuer une transformation à partir des ensembles flous dans l'espace d'entrée vers des ensembles flous dans l'espace de sortie en se basant sur les opérateurs de la logique floue. Le traitement mathématique de l'opérateur "ET" intervenant dans une règle et l'opérateur "OU" reliant les différentes règles détermine le type de moteur, tel que, le moteur de Mamdani et Sugeno.
- **Défuzzification:** le résultat de l'inférence en utilisant une des méthodes d'implication floue, comme Maxmin, est une valeur floue. Cette information ne peut pas être utilisée directement, une transformation doit être prévue à la sortie du bloc d'inférence pour la convertir en grandeur fixe, cette transformation étant connue par le terme défuzzification (concrétisation) **[Lve, 1992]**.

1.2.6 La commande floue

On appelle processus dynamique, une entité pouvant être de nature (physique, sociale, économique, etc.) susceptible d'évoluer en fonction du temps. On suppose que le comportement dynamique de ce dernier n'est pas satisfaisant vis-à-vis d'un certain nombre de critères. L'objectif de la commande est d'agir sur ce processus afin d'atteindre un comportement désiré.

La résolution de ce problème consiste à calculer l'évolution des variables de commande puis à appliquer les résultats de ce calcul au système afin d'obtenir de celui-ci le comportement souhaité. Du point de vue de l'automatique, il s'agit de synthétiser une loi garantissant des performances sur le comportement du processus, en termes de stabilité, de consommation énergétique, de robustesse vis-à-vis des perturbations, etc.

Différentes méthodes ont été proposées pour élaborer la stratégie de commande adéquate. Le choix de la commande dépend du système et son interaction avec l'environnement. On peut retrouver plusieurs approches de commande selon les caractéristiques les plus importantes du système à commander **[Elh, 2003]**. Parmi les techniques les plus rencontrées dans la littérature:

- **Commande adaptative** : consiste à réajuster certains paramètres intervenant dans le calcul de la commande en fonction de la dynamique du processus pour maintenir les performances du système lorsque les paramètres du modèle varient.
- **Commande robuste :** La commande robuste est un type de commande qui vise à garantir les performances et la stabilité d'un système face à des perturbations du milieu et les incertitudes du modèle valable dans un domaine de fonctionnement.
- **Commande optimale :** permet de déterminer la commande d'un système qui optimise un critère de performance, éventuellement sous des contraintes. L'objectif de la commande optimale est l'optimisation de systèmes dynamiques pour atteindre une cible en temps ou énergie minimale.
- **Commande prédictive :** elle se base sur l'utilisation d'un modèle dynamique du système pour anticiper le comportement futur, c'est une technique basée sur la construction d'une séquence optimale de commandes pour un horizon glissant. En raison de la formulation dans le domaine temporel, elle s'avère être un outil puissant pour la manipulation explicite des contraintes et des incertitudes dans l'étape de synthèse.

- **Commande neuronale :** elle s'avère intéressante pour la commande des systèmes en s'appuyant sur des modèles non linéaires d'entrée-sortie obtenus à partir des données.
- **Commande floue** : le succès de la commande floue trouve aussi en grande partie son origine dans sa capacité à traduire une stratégie de contrôle d'un opérateur qualifié en un ensemble de règles linguistiques « si… alors » facilement interprétables. L'utilisation de la commande floue est particulièrement intéressante lorsqu'on ne dispose pas de modèle mathématique précis du processus à commander ou lorsque ce dernier présente de fortes non linéarités ou imprécisions. Dans le cadre de notre travail, on va s'intéresser à cette dernière.

La commande floue a pour but de traiter des problèmes de commande classique de processus à partir uniquement de connaissances de comportement que les spécialistes du procédé doivent formuler sous forme linguistique.

1.2.7 Type de modèles flous

Si d'un point de vue mathématique les systèmes sont classés selon la nature des équations qui les caractérisent (linéaires, non linéaires, ...etc), les systèmes flous sont quant à eux répertoriés selon leur nature structurelle.

Comme cela a été évoqué dans le paragraphe précédent, on distingue classiquement deux grandes familles de systèmes flous: systèmes flous à conclusions symboliques (systèmes de Mamdani) et systèmes flous à conclusion fonctionnelle (systèmes flous de Takagi-Sugeno).

Ces deux types de systèmes flous sont basés sur une collection de règles "Si ... Alors". Dans les deux cas, les prémisses de règles sont exprimées symboliquement. Seule l'expression des conclusions de règles permet alors de dissocier les deux familles de systèmes. Les systèmes de Mamdani utilisent en effet des conclusions symboliques de même nature que les prémisses alors que les systèmes de Sugeno exploitent des conclusions numériques. Cette différence dans l'écriture des conclusions de règles permet de distinguer les deux types de systèmes à leur aspect externe.

1.2.7.1 Modèle flou de type Mamdani

Mamdani avait présenté, pour la première fois, la technique de commande par logique floue **[Mam, 1974]**. Celle-ci consiste à déterminer un ensemble de règles qui maîtrise le comportement dynamique du système à commander. L'obtention de ces règles est facile auprès des experts qui connaissent bien le système. Il avait utilisé des règles à prémisses et conclusions symboliques, l'inférence (max, min), et la défuzzification par centre de gravité. La forme de l'implication floue définie par ce type de contrôleur est de la forme :

$$\text{Si } x_1 \text{ est A et } x_2 \text{ est B alors y est C} \tag{1.8}$$

1.2.7.2 Modèle flou de type Takagi-Sugeno

Le modèle flou de Takagi-Sugeno (T-S) d'un système dynamique est décrit par un ensemble de règles floues Si-Alors. Sa caractéristique principale est qu'il représente localement les relations entrées sorties d'un système en exprimant chaque conclusion par un système linéaire. Nous présentons les modèles T-S à la manière dont ils sont introduits dans **[Tak, 1985]**.

Construisons le modèle T-S continu. La $i^{éme}$ règle du modèle flou s'écrit :

$$R^i : \quad \textbf{Si } z_1(t) \text{ est } M_{i1} \textbf{ et } \ldots \textbf{et } z_p(t) \text{ est } M_{ip} \textbf{ Alors } \begin{cases} \dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \\ y(t) = C_i x(t) \end{cases} \tag{1.9}$$

Nous utiliserons les notations suivantes :

R^i désigne la $i^{éme}$ règle floue, $i = 1,2,....,r$, r étant le nombre de règles **Si-Alors**, $M_j^i (j = 1,2,...p)$ sont des sous-ensembles flous, $z_1(t), z_2(t), ...z_p(t)$ sont les prémisses fonctions de l'état, $x(t) \in \Re^n$ représente le vecteur d'état, $u(t) \in \Re^m$ est le vecteur des commandes, et $y(t) \in \Re^q$ est le vecteur de sortie du système. $A_i \in \Re^{n \times n}$ est la matrice d'état, $B_i \in \Re^{n \times m}$ est la matrice d'entrée du système, $C_i \in \Re^{q \times n}$ est la matrice de sortie.

Dans le but de constituer un modèle du système valable en tout point de l'espace d'état, il est nécessaire de déterminer, en un point donné de l'espace d'état, la contribution de chacun des sous modèles.

Ainsi, à chaque règle R^i est attribué un poid $\mu_i(z(t))$. Ce poid dépend du degré d'appartenance des variables de prémisses aux sous-ensembles flous $M_j^i(z_j(t))$. Pour relier les prémisses, il est nécessaire de définir un opérateur multiplicatif 'ET'. L'opérateur retenu par le modèle T-S est le produit dans $\Re$. D'où:

$$\mu_i(z(t)) = \prod_{i=1}^{p} M_j^i(z_j(t)) \quad , i = 1,...,r \tag{1.10}$$

$M_j^i(z_j(t))$ est la valeur de la fonction d'appartenance en $z_j(t)$ dans l'ensemble flou M_j^i

On pose : $$h_i(z(t)) = \frac{\mu_i(z(t))}{\sum_{i=1}^{r} \mu_i(z(t))} \tag{1.11}$$

$h_i(z(t))$ représente donc la fonction d'appartenance de la $i^{éme}$ règle du modèle flou. Pour $i = 1,....,r$, ces fonctions vérifient la propriété d'une somme convexe, c'est-à-dire

$$\begin{cases} h_i(z(t)) \geq 0 \\ \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t) = 1 \end{cases} \tag{1.12}$$

Finalement, la défuzzification du modèle flou permet d'obtenir la représentation d'état d'un modèle non linéaire par l'interconnexion de modèles locaux par fonctions d'appartenance non linéaires. Les dynamiques du modèle T-S en continu s'écrivent ainsi:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) [A_i x(t) + B_i u(t)] \\ y(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \tag{1.13}$$

Avec $z(t) = [z_1(t),...,z_p(t)]^T$ appelé vecteur des prémisses.

Dans cette thèse, on limite la présentation des systèmes flous à ceux qui seront directement exploités dans les approches de commande développées, à savoir les systèmes flous de T-S à conclusion constante.

Le choix du formalisme de Sugeno est lié à la volonté de pouvoir exploiter un certain nombre de techniques numériques issues de l'automatique conventionnelle. La restriction à des systèmes à conclusion constante est avant tout guidée par un souci de simplicité.

1.3 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur, historiquement, le premier travail effectué sur les réseaux de neurones artificiels fut celui de **[Par, 2004].** Dans leur article ils expliquent comment fonctionne un neurone biologique et proposent un modèle simple à une seule cellule neuronale.

Un réseau de neurones est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont les activités de certains neurones. La propriété fondamentale des réseaux de neurones qui est l'approximation universelle, fait de ceux-ci une représentation mathématique très avantageuse pour la modélisation statique et dynamique non linéaire de processus.

1.3.1 Principe de fonctionnement

Un neurone formel est un automate très simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique. Le premier modèle de neurone formel est proposé par **[Mcc, 1943]**. S'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le modèle du neurone formel qui se traduit comme un opérateur effectuant une somme pondérée de ses entrées suivie d'une fonction d'activation.

Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire, il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont ou des capteurs composant la machine dont il fait partie. A chacune de ses entrées est associé un poid représentatif de la force de la connexion **[Bur, 2001]**.

Il est courant de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la Figure1-4 :

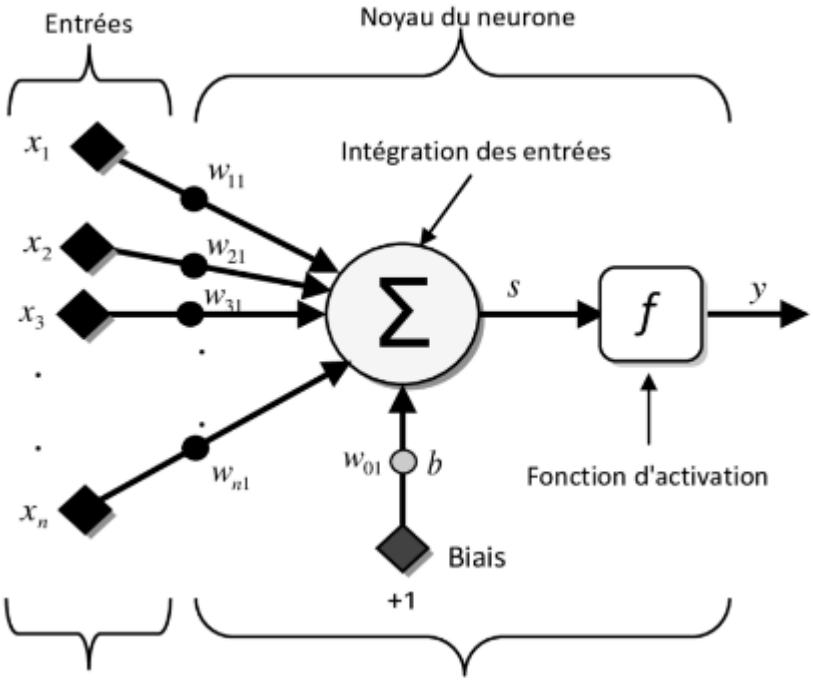

Figure 1-4: Représentation d'un neurone

Les entrées de neurone sont désignées par $x_i(1...n)$. Les paramètres w_{i1} reliant les entrées aux neurones sont appelé poids synaptiques ou tout simplement poids.

La somme pondérée des n entrées est donnée par :

$$s = \sum_{i=1}^{n} w_{i1} x_i - b \tag{1.14}$$

Et la sortie de neurones est donnée par :

$$y = f(s) = f(\sum_{i=1}^{n} w_{i1} x_i - b) \tag{1.15}$$

Où b est appelé biais du neurone.

La fonction f est appelée fonction d'activation. Elle présente la relation qui lie l'ensemble des potentiels d'activation et décision du neurone.

1.3.2 Propriétés d'approximations des réseaux de neurones

Un réseau de neurones est un système informatique qui a des caractéristiques semblables aux réseaux de neurones biologiques. Il est souvent utilisé dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés, il est constitué de plusieurs unités (neurones) organisées sous forme de niveaux différents appelés couches du réseau. Entre deux couches voisines, les connexions se font par l'intermédiaire de poids qui jouent le rôle des synapses. L'information est portée par la valeur de ses poids, tandis que la structure du réseau de neurones ne sert qu'à traiter l'information et l'acheminer vers la sortie.

La structure ou la topologie d'un réseau de neurones est la manière dont les neurones sont connectés. En général, Il existe deux grandes catégories de structures de réseaux de neurones : les réseaux de neurones non bouclés (réseaux statiques) et les réseaux de neurones bouclés (réseaux dynamiques) **[Amm, 2007]**.

1.3.2.1 Réseaux non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé, appelé aussi réseau statique, est un réseau dont le graphe des connexions est acyclique, il réalise une fonction algébrique non linéaire de ses entrées, l'information circulant des entrées vers les sorties sans "retour en arrière". Principalement les réseaux de neurones non bouclé utilises pour effectuer des tâches de classification, d'approximation de fonction non linéaire ou de modélisation statique de processus, l'opérateur réalisé par un réseau de neurones non bouclé (relation entrées-sorties) est une fonction algébrique, il comprend une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Cette structure est appelée "Perceptron multicouche" **[Bag, 1999]**.

1.3.2.2 Réseaux bouclés

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », dont le graphe des connexions est cyclique contrairement aux réseaux de neurones non bouclés. Dans un réseau à temps discret, un retard est associé à chaque connexion, pour qu'un tel système soit causal, il faut évidemment qu'à tout cycle du graphe des connexions doit être tel que la somme des retards associés à chacune des connexions du cycle soit non nulle. Un réseau bouclé à temps discret est

régi par des équations différentielles, il constitue un filtre transverse non linéaire. Ces types de réseaux sont utilisés généralement pour effectuer des tâches de filtrage, de modélisation de systèmes dynamiques ou de commande de processus **[Bag, 1999]**.

1.3.3 Apprentissage des réseaux de neurones

Une fois la structure fixée, il faut passer par le processus d'apprentissage, par lequel les poids vont être ajustés de manière à satisfaire un critère d'optimisation. Le point crucial du développement d'un réseau de neurones est son apprentissage. Il s'agit d'une procédure adaptative par laquelle les connexions des neurones sont ajustées face à une source d'information. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience.

Les approches d'apprentissage connexionniste peuvent être réparties en trois grandes classes, selon le degré de contrôle donné à l'utilisateur **[Pie, 1992]** :

- **Apprentissage supervisé:** Dans cet apprentissage, l'utilisateur dispose d'un comportement de référence précis qu'il désire faire apprendre au réseau. Le réseau est donc capable de mesurer la différence entre son comportement actuel et le comportement de référence, et de corriger ses poids de façon à réduire cette erreur. L'apprentissage supervisé utilise des connaissances empiriques, habituellement représentées par des ensembles d'exemples étiquetés par la classe à laquelle ils appartiennent.
- **Apprentissage Semi-Supervisé** ou apprentissage par renforcement : Ce mode d'apprentissage, suppose qu'un comportement de référence n'est pas possible, mais en revanche, il est possible d'obtenir des indications qualitatives (vrai, faux, ...) sur les performances du réseau.
- **Apprentissage non-supervisé :** Dans ce cas, les données ne contiennent pas d'information sur la sortie désirée. Il n'y a pas de superviseur. La tâche du réseau consiste, par exemple, à créer des regroupements de données selon des propriétés communes (classification).

L'apprentissage des réseaux de neurones nécessite en général une grande quantité de données, que l'on regroupe dans un ensemble d'exemples d'apprentissage. Selon la technique d'apprentissage

utilisée, d'autres ensembles de données sont aussi employés, notamment pour mesurer la validité de la solution trouvée par le réseau.

1.4 Synthèses de la loi de commande floue et condition de stabilisation de base

Un système physique peut être considéré comme un ensemble de phénomènes liés entre eux et évoluant au cours du temps, modélisables théoriquement via des équations différentielles linéaires ou non linéaires reliant les entrées, les états et les sorties et menant à un modèle de connaissance mathématique plus proche de la réalité.

Théoriquement, il est toujours possible de représenter la dynamique d'un système non linéaire par un système flou. En pratique cette représentation peut aboutir à l'obtention d'un très grand nombre de règles floues. La modélisation par les systèmes flous T-S permettant donc de réduire le nombre de règles floues est de prendre en compte certaines non linéarités du modèle au sein d'incertitudes inhérentes à la modélisation. L'objectif est d'obtenir un modèle flou comportant un nombre fini et raisonnable de règles fixer à priori **[Jab, 2010]**.

Ce paragraphe est consacré pour développer les techniques de synthèse de commande pour les modèles T-S ainsi que leur application pour la stabilisation de systèmes non linéaires.

1.4.1 Méthode de Lyapunov

La fonction de Lyapunov est utilisée depuis longtemps dans la théorie de la stabilité pour les systèmes non linéaires. L'analyse de la stabilité des modèles flous habituellement fondée sur les fonctions de Lyapunov candidate **[Tan, 2006]**. La théorie de Lyapunov conduit à des conditions suffisantes de stabilité et dépend de la nature du système à étudier (systèmes non linéaires, systèmes à retard, systèmes linéaires incertains…).

D'une façon générale, la méthode de Lyapunov **[Hah, 1967] [Vid, 1993]** a pour objectif de sélectionner la fonction candidate définie positive qu'on notera $V(x(t))$ puis d'examiner sa variation décroissante c'est-à-dire $\dot{V}(x(t)) < 0$, si ces conditions sont vérifiées, alors la fonction $V(x(t))$ est dite fonction de Lyapunov et assure la stabilité.

Une fonction candidate classique consiste à utiliser une forme quadratique :

$$V(x(t)) = x^T(t)Px(t) \ , P \succ 0 \tag{1.16}$$

La sélection de la fonction de Lyapunov est usuellement faite d'une manière intuitive mais quadratique. Cette méthode de Lyapunov donne des conditions suffisantes lors de l'étude de la stabilité des modèles flous T-S **[Tan, 2001]** sous forme d'Inégalité Linéaire Matricielle (LMI) (Linear Matrix Inequalities).

1.4.2 Lois de commande floue

Afin d'assurer la stabilité d'un modèle de type T-S, nous avons recours à la synthèse d'une commande stabilisante. Pour ce faire, en s'inspirant des résultats d'analyse de stabilité des systèmes dynamiques, on aboutit à des conditions de synthèse de commande par retour d'état. Les conditions sur les gains de commande obtenues, ne sont pas nécessairement formulées directement en un problème LMI **[Lin, 2008]**. En effet, dans certains cas, on obtient des contraintes BMI (Bilinear Matrix Inequalities) qui nécessitent un ensemble de transformations matricielles pour les rendre linéaires. Pour générer un signal de commande stabilisant pour les systèmes T-S, diverses techniques ont été développées dans la littérature, nous ne citerons ici que les plus utilisées **[Liu, 2004]**, comme la commande par approche H∞, la commande par optimisation LMI et la loi de commande PDC (Parallel disturbed compensation).

1.4.2.1 La commande floue par approche H∞

Les systèmes non linéaires sont également susceptibles d'être soumis à des perturbations externes. Ainsi l'atténuation des perturbations est parmi les spécifications des performances qu'il faut prendre en considération, comme c'est le cas pour notre travail.

La commande par l'approche H∞ est synthétisée pour la première fois au début des années 80 **[Zam, 1981]**, notre intérêt est principalement focalisé sur la robustesse vis-à-vis des perturbations externes et des incertitudes de modélisation.

Vu la diversité des résultats existant sur la stabilisation des modèles T-S incertains et/ou perturbés, nous nous restreindrons dans les chapitres suivants sur l'approche H∞ afin d'atténuer l'effet des perturbations externes généré par le vent pour un système éolien.

Définition 1.1, [Ala, 1999] :

On appelle norme H∞ du transfert $T_{z\varphi}$ entre les grandeurs variables $\varphi(t)$ et $z(t)$la quantité:

$$\left\|T_{z\varphi}\right\| = \sup_{\varphi(t)\neq 0} \frac{\left\|z(t)\right\|_2}{\left\|\varphi(t)\right\|_2} \tag{1.18}$$

Où $\varphi(t)$ représente la perturbation externe de borne supérieure connue et $z(t)$ est la sortie à réguler. Nous définissons un indice de performance J :

$$J = \int_0^\infty \left[z^T(s)z(s) - \gamma^2 \varphi^T(s)\varphi(s)\right]ds \tag{1.19}$$

En plus de la stabilisation, l'objectif est de déterminer une loi de commande qui atténue l'effet de perturbations externes $\varphi(t)$ sur la grandeur à réguler (norme H∞) en boucle fermée avec un taux d'atténuation donnée $\gamma \succ 0$.

$$\left\|z(t)\right\|_2 \prec \gamma\left\|\varphi(t)\right\|_2 \tag{1.20}$$

Avec $$\left\|z(t)\right\|_2^2 = \int_0^\infty z^T(t)z(t)dt \tag{1.21}$$

Une faible valeur de cette norme indique un faible effet de perturbations, le but est alors de déterminer des lois de commande qui permettent de minimiser cette norme, en l'occurrence une meilleure atténuation de γ. Le taux d'atténuation γ s'appelle aussi la performance H∞ .

1.4.2.2 La commande par optimisation LMI

L'inégalité matricielle linéaire ou bien (Lilinear Matrix Inequalitie) LMI **[Boy, 1994]** est l'un des outils les plus utilisés dans l'analyse des systèmes dynamiques vue son historique qui remonte au-delà de 100 ans. En général, l'utilisation des LMIs dans la théorie des systèmes et du contrôle est motivée par deux faits : sa formulation convexe et la solution des problèmes par des algorithmes

informatiques. Son origine est associée au travail de Lyapunov en 1890 (l'équation de Lyapunov) et elle a connu une révolution au début des années 1990 et appliquée avec succès sur un grand nombre de problèmes liés à la robustesse pour des classes de systèmes linéaires ou non linéaires **[Boy, 1994]**.

Les résultats d'analyse et de synthèse dans ce travail, se basent essentiellement sur des formulations des problèmes d'optimisations convexes. Celles-ci sont utilisées dans l'objectif d'assurer la robustesse de la loi de commande synthétisée.

La structure générale d'une LMI est donnée par :

$$F(\breve{x}) = F_0 + \sum_{i=1}^{m} x_i F_i \succ 0 \qquad (1.17)$$

Où $F_0, F_1, ..., F_n \in \Re^{n\times n}$ est une famille de matrices symétriques, et $\breve{x} = (x_1, x_2, .., x_n) \in \Re^n$ est un vecteur. La contrainte $F(\breve{x}) \succ 0$ est convexe **[Boy, 1994]** et est appelée contrainte LMI.

On distingue trois types de problèmes d'optimisation convexe rencontrés sous forme de LMI : problème de faisabilité, problème de valeur propre et problème de valeurs propres généralisées. Dans notre cas, il s'agit d'étudier la stabilité des structures de commande qui pourra être traitée comme un problème de faisabilité. Ce dernier consiste à trouver un vecteur S tel que la contrainte convexe $F(\breve{x}) \succ 0$ soit satisfaite. Ce problème est résolu généralement en cherchant le vecteur $\breve{x}$ minimisant le scalaire t tel que : $-F(\breve{x}) \prec t\ I$; avec I est la matrice identité. Si la valeur minimale de t est négative alors le problème est faisable **[Oug, 2009]**. Dans toute la suite on utilise la LMI Toolbox de Matlab pour résoudre les problèmes sous contraintes LMI.

1.4.2.3 Loi de commande PDC (Parallel disturbed compensation)

Le concept PDC appelé aussi compensation parallèle distribuée, est utilisé pour élaborer une loi de commande pour les modèles flous de type T-S. La philosophie de la commande PDC a pour objectif de calculer une loi de commande linéaire par retour d'état, pour chaque sous-modèle. La détermination de loi de commande revient à déterminer pour chaque modèle local des gains matriciels, notamment en utilisant une synthèse sous la forme de LMI ou par minimisation d'un critère quadratique **[Yun, 2007]**. L'avantage de cette méthode est de considérer les mêmes prémisses que les règles floues contenues dans le modèle T-S à stabiliser. Cela revient à élaborer

une commande par retour d'état pour chaque modèle local, puis effectuer une interconnexion floue par les mêmes fonctions d'activation $h_i(z(t))$que celles des modèles T-S locaux.

La loi de commande PDC s'écrit sous la forme suivante :

$$u(t) = -\sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))k_i x(t) \tag{1.18}$$

Où k_i représentent les matrices des gains de retour d'état

Alors l'approche de type PDC a pour but de trouver un compromis entre la complexité du modèle et sa performance numérique au niveau de la représentation du système dynamique. En effet, la complexité du contrôleur est directement associée à celle du modèle flou étudié.

Par ailleurs, il existe d'autres lois de commande qui s'inspirent de la commande PDC et qui se basent sur le retour de sortie. Par exemple, la commande DPDC (dynamique PDC) qui représente un contrôleur non linéaire **[Li, 2000]**. Par la suite, nous nous intéresserons uniquement à la synthèse d'une loi de commande PDC par retour d'état vu son efficacité au traitement des modèles T-S, ainsi qu'aux résultats de stabilisation obtenus en utilisant ce type de loi de commande **[Jia, 2007]**.

1.5 . Stabilisation du modèle flou T-S avec observateur

Pour les systèmes pratiques, les variables d'état d'un système donné sont rarement disponibles pour la mesure directe. Dans la plupart des cas, un observateur doit être conçu pour estimer les états non mesurés sur la base du modèle du système et des données d'entrée-sortie disponibles. Le problème d'estimation des états et des paramètres d'un système dynamique est fondamentalement un problème inverse. Plus précisément, étant donné un ensemble de mesures disponibles, on souhaite estimer l'état interne et les paramètres inconnus du système **[Zso, 2010]**. Ce paragraphe introduit le concept d'observateur utilisé pour les systèmes T-S flous et décrit les méthodes de conception des observateurs. Nous décrivons également la stabilisation basée sur l'observateur flou.

Un observateur d'état est décrit par la figure suivante :

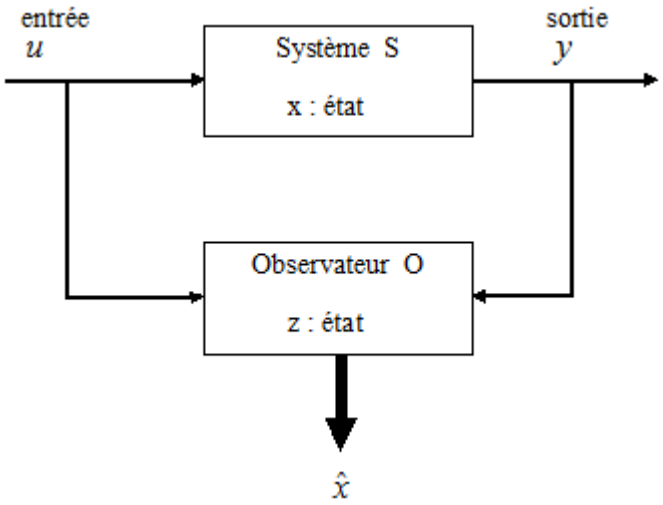

Figure 1-5: Estimation d'état via un observateur

La synthèse de commande avec un observateur flou a été étudiée dans plusieurs travaux de la littérature pour la stabilisation des modèles T-S **[Xia, 2002]**. Les résultats existant pour ce type d'observateur sont très variés selon la fonction de Lyapunov choisis et selon le type de commande utilisée pour stabiliser le modèle flou. Les principes de base de ce type d'observateurs sont synthétisés dans ce qui suit **[Oma, 2006]**.

1.5.1 Observateur flou T-S

Les observateurs flous jouent un rôle important dans l'analyse et la synthèse de la commande des systèmes flous. Dans notre cas, nous étudierons le problème du contrôle flou basé sur l'observateur pour les systèmes T-S. Le but étant d'obtenir une convergence asymptotique de l'erreur de prédiction d'état, $x(t) - \hat{x}(t) \to 0$ quand $t \to \infty$ où $\hat{x}(t)$ représente le vecteur d'état estimé par l'observateur **[Mor, 2001]**.

Dans le cas des modèles T-S, on privilégie les observateurs flous T-S se basant généralement sur des modèles linéaires de type « Luenberger » **[Oma, 2006]**. Ces derniers, ont pour avantage d'avoir la même structure que les modèles T-S.

La structure la plus simple d'un observateur flou de type T-S obtenue par interconnexion de plusieurs observateurs locaux de type Luenberger. Il s'écrit d'une façon générale comme suit:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(\hat{z}(t))[A_i\hat{x}(t) + B_i u(t) + L_i(y(t) - \hat{y}(t))] \\ \hat{y}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(\hat{z}(t))[C_i\hat{x}(t)] \end{cases} \quad (1.20)$$

Tout au long de ce travail, on supposera que toutes les variables de prémisses sont mesurables c'est à dire $z(t) = \hat{z}(t)$ et les fonctions d'activation de l'observateur sont les mêmes que celles caractérisant le modèle TS.

Où $\hat{x}(t)$, $\hat{y}(t)$ représentent respectivement l'état estimé de l'observateur flou et la sortie estimé, et L_i les gains de l'observateur.

La synthèse d'un tel observateur consiste à la détermination des gains locaux L_i dans le but d'assurer la convergence vers zéro de la dynamique de l'erreur d'estimation.

L'erreur d'estimation est donnée par la formule suivante :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (1.21)$$

1.5.2 Loi de commande PDC avec observateur flou

Nous présenterons ici l'observateur le plus couramment utilisé dans la littérature des modèles T-S. Dans le cas où tous les états ne sont pas mesurables, la commande PDC synthétisée utilise le retour d'état reconstruit. La commande est sous la forme **[Ma, 1998]**.

$$u(t) = -\sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))k_i\hat{x}(t) \quad (1.22)$$

Dans ce qui suit, une loi de commande robuste sera présentée à base de l'approche des fréquences finies pour améliorer les performances et atténuer les perturbations des systèmes T-S étudiés.

1.6 Conception de la commande à fréquences finies

Durant ces dernières décennies, une grande partie des activités de recherche s'est focalisé sur les problèmes de la commande, d'observation et de filtrage des différents types de systèmes dynamique. La majorité des travaux de recherche réalisés dans l'automatique traitent les

perturbations extérieures sur toute la plage des fréquences, ce qui génère une perte de précision aux termes de stabilité, d'atténuation de perturbation et de conception des filtres pour ces systèmes.

Récemment, la synthèse des lois de commande dans un domaine des fréquences finies a reçu une attention croissante en raison des avantages qu'elle offre au concept de performance dans des gammes de fréquences bien précises **[Xu, 2016] [Xu, 2017] [Wan, 2015] [Zha, 2014]**.

1.6.1 Principe et définition

Les propriétés dynamiques d'un système ou bien d'une conception du contrôle sont souvent caractérisées par des réponses en fréquences. La forme d'une réponse en fréquences, tel que le diagramme de Bode ou de Nyquist, est toujours liée à diverses mesures de performances y compris l'erreur en régime permanent, transitoire rapide et lisse, et la robustesse vis-à-vis des perturbations ou des incertitudes. Par conséquent, les résultats obtenus sont sous forme d'inégalités dans le domaine fréquentiel (FDIs) **[Ber, 2018]**.

Le lemme Kalman-Yakubovich-Popove (KYP) est utilisé pour établir l'équivalence entre une inégalité dans le domaine fréquentiel FDI et une inégalité matricielle linéaire (LMI). Par contre le lemme KYP standard n'est applicable que dans le cas du domaine entier de la fréquence (EF). Pratiquement, les propriétés du système sont souvent requises sur une plage précise de fréquences finies (FF) dans les applications réelles **[Dua, 2016]**. Afin de résoudre ce problème et étudier la robustesse vis-à-vis les perturbations dans une bande des fréquences précises, les chercheurs ont développé une nouvelle version du lemme Kalman Yakubovich-Popove (KYP) généralisé [**Iwa, 2005]** qu'on va utiliser pour améliorer la performance au niveau de la stabilité et la robustesse des systèmes T-S.

1.6.2 Lemme de Kalman Yakubovich-Popove généralisé (gKYP)

Considérons un système linéaire stable :

$$\dot{x} = Ax + Bu\,, \qquad G(s) = (sI - A)^{-1} B \tag{1.23}$$

Où $x \in \Re^n$ et $u \in \Re^m$ sont respectivement l'état et l'entrée de système. G(s) est la fonction de transfert de u à x. Soit ω un scalaire positif donné, et Φ est une matrice Hermitienne, les deux instructions suivantes sont équivalentes:

- L'inégalité de fréquences finies :

$$\begin{bmatrix} G(s) \\ I \end{bmatrix}^T \Phi \begin{bmatrix} G(s) \\ I \end{bmatrix} \prec 0 \tag{1.24}$$

- Il existe des matrices symétriques P et Q satisfaisant Q > 0 et :

$$\begin{bmatrix} A & B \\ I & 0 \end{bmatrix}^T \Xi \begin{bmatrix} A & B \\ I & 0 \end{bmatrix} + \Phi \prec 0 \tag{1.25}$$

Où Ξ est défini comme suit :

- Pour les basses fréquences : $\omega \le \omega_1$

$$\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P \\ P & \omega_1^2 Q \end{bmatrix} \tag{1.26}$$

- Pour les moyennes fréquences : $\omega_1 \le \omega \le \omega_2$

$$\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P + j\omega_c Q \\ P - j\omega_c Q & -\omega_1\omega_2 Q \end{bmatrix} \tag{1.27}$$

$$\omega_c = \frac{(\omega_1 + \omega_2)}{2}$$

- Pour les hautes fréquences : $\omega \ge \omega_h$

$$\Xi = \begin{bmatrix} Q & P \\ P & -\omega_h^2 Q \end{bmatrix} \tag{1.28}$$

1.7 Outils mathématiques

Cette partie sera consacrée à la présentation des principaux lemmes utilisés tout au long de cette thèse afin d'obtenir les objectifs désirés dans chaque chapitre.

1.7.1 Complément de Schur

Le complément de Schur est sans doute le lemme le plus utilisé dans la théorie de l'automatique car l'usage de ce lemme permet de reformuler certaines BMI en termes de LMIs.

Lemme 1 : [Boy, 1994]

Soient Ω_1, Ω_2 et Ω_3 des matrices constantes avec de dimensions appropriées, où $\Omega_1 = \Omega_1^T$ et $\Omega_2 = \Omega_2^T$, alors

$$\Omega_1 - \Omega_3^T \Omega_2^{-1} \Omega_3 \prec 0 \tag{1.29}$$

Si et seulement si

$$\begin{bmatrix} \Omega_1 & \Omega_3^T \\ * & \Omega_2 \end{bmatrix} \prec 0 \text{ ou } \begin{bmatrix} \Omega_2 & \Omega_3 \\ * & \Omega_1 \end{bmatrix} \prec 0 \tag{1.30}$$

1.7.2 Lemme de Finsler

Ce lemme contribue à l'introduction des nouvelles variables matricielles d'optimisation permettant de réduire le conservatisme engendré par les conditions proposées au préalable.

Lemme 2 : [Oli, 2001]

Soient $\xi \in \Re^n$, $\delta \in \Re^{n\times n}$ des matrices symétrique, $\lambda \in \Re^{m\times n}$ tel que rank $(\lambda) = r \prec n$. Soit $\lambda^\perp \in \Re^{n\times(n-r)}$ le complément orthogonal de λ, tel que $\lambda\lambda^\perp = 0$. Alors, les propositions suivantes sont équivalentes :

(i) $\xi^T \delta \xi \prec 0, \forall \xi \neq 0 : \lambda\xi = 0$

(ii) $\lambda^{\perp T} \delta \lambda^\perp \prec 0$

(iii) $\exists \mu \in \Re : \delta - \mu \lambda^T \lambda \prec 0$

(iv) $\exists \chi \in \Re^{n \times m} : \delta + \chi \lambda + \lambda^T \chi^T \prec 0$

1.7.3 Lemme de Peterson et Hollot

Ce lemme est utilisé pour garantir une stabilité robuste avec des performances robustes vis-à-vis des incertitudes.

Lemme 3 : **[Per, 1986]**

Soient Q = Q^T, H, E, et F(t) satisfaisant $F^T(t)F(t) \leq I$ des matrices de dimensions appropriées, l'inégalité suivante

$$Q + HF(t)E + E^T F^T(t) H^T \prec 0 \tag{1.31}$$

est vraie, si et seulement si l'inégalité suivante est valable pour toute matrice Y > 0,

$$Q + HY^{-1}H^T + E^T YE \prec 0 \tag{1.32}$$

1.7.4 Lemme de projection

Le lemme de projection a été introduit par **[Gah, 1994]**, il permet de transformer une BMI en LMI en éliminant certaines variables, qui correspondent généralement aux matrices d'état du correcteur que l'on cherche à optimiser.

Lemme 4 : [Gah, 1994]

Soient les matrices $\Gamma \in \Re^{m \times n}, \eta \in \Re^{p \times n}$, et $\Sigma = \Sigma^T \in \Re^{n \times n}$. Alors, les deux propositions suivantes sont équivalentes :

(i) Il existe une matrice $Z \in \Re^{m \times p}$ satisfaisant

$$\Sigma + \Gamma^T Z \eta + \left(\Gamma^T Z \eta\right)^T \prec 0 \tag{1.33}$$

(ii) Les deux conditions suivantes sont vérifiées

$$\Gamma^{\perp T}\Sigma\Gamma^{\perp} \prec 0 \quad ; \quad \eta^{\perp T}\Sigma\eta^{\perp} \prec 0 \tag{1.34}$$

Où $\Gamma^{\perp}$ et $\eta^{\perp}$ respectivement, sont les compléments orthogonaux de Γ et η.

1.7.5 Lemme 5 [Zho, 1988]:

Étant donné les matrices constantes H_i, E_{ai}, E_{bi} et de dimensions appropriées, $\mu_i \succ 0$ et $F^T(t)F(t) \leq I$ satisfait les inégalités suivantes:

$$H_i F(t) E_{ai} + E_{ai}^T F^T(t) H_i^T \leq \mu_i^{-1} H_i H_i^T + \mu_i E_{ai}^T E_{ai} \tag{1.35}$$

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté dans un premier lieu les principes théoriques d'approximateurs intelligents pour les systèmes non linéaires. Puis, nous avons présenté un aperçu bibliographique sur la logique floue et les réseaux de neurones, ainsi que les démarches nécessaires pour l'approximation des systèmes non linéaires par des modèles flous. Nous avons également détaillé le principe de la stabilisation des modèles T-S, la commande PDC, la mise en œuvre d'observateur TS, la commande robuste PDC utilisant le critère H∞ et la commande des systèmes T-S à fréquence fini. Ces outils présentés seront détaillés dans les chapitres suivants sous forme des contraintes LMIs.

A la fin du chapitre, nous avons rappelé les différents lemmes que nous utiliserons tout au long de ce mémoire. Ces notions feront donc l'objet d'une attention particulière dans les trois chapitres qui suivent.

Chapitre 2 : Commande robuste floue : Application aux systèmes éoliens

2.1 Introduction

Depuis plusieurs années de nombreux travaux se sont intéressés à la stabilité et la stabilisation des systèmes non linéaires décrits par des modèles flous de type Takagi-Sugeno. Comme certains systèmes physiques sont décrits par des équations linéaires, il est important de noter que la plupart des systèmes physiques sont non linéaires. Ce chapitre porte sur l'étude de la commande des systèmes flous de type Takagi-Sugeno, car il combine la théorie de la logique floue et la théorie mathématique rigoureuse des systèmes linéaires et non linéaires.

Ainsi, le chapitre est reparti en deux sections principales : dans la première, nous allons présenter le principe de fonctionnement d'un système éolien qui sera par la suite le modèle d'application utilisé dans ce travail pour tester l'efficacité des approches et les contraintes proposées. Ensuite, dans la seconde partie, nous traiterons les modèles flous T-S incertains soumis aux perturbations externes et leur stabilisation en utilisant la loi de commande PDC. Finalement on s'intéresse au problème de la commande en utilisant un observateur flou.

L'objectif principal dans ce chapitre est de trouver des conditions moins restrictives au sens d'optimisations convexes LMI, les résultats obtenus seront appliquer sur un système éolien modélisé par T-S pour atteindre un maximum d'atténuation des perturbations en assurant la stabilité.

2.2 Description d'un système éolien

Dans cette partie nous allons présenter le principe de fonctionnement d'un système éolien et ses différentes caractéristiques.

2.2.1 Définition de l'énergie éolienne

L'énergie éolienne est l'une des plus importantes des sources d'énergie propres et renouvelable à travers le monde. Depuis le début des années 90, cette source d'énergie, a connu un fort regain d'intérêt. Elle offre la possibilité de produire de l'électricité propre. C'est une énergie complètement propre, elle n'émet ni déchet ni gaz à effet de serre. Son fonctionnement ne pollue ni l'atmosphère ni le sol ni l'eau. Ces dernières années, la technologie de l'énergie éolienne se développe rapidement, les turbines deviennent moins chères et plus puissantes, ce qui réduit le coût de l'électricité générée de façon renouvelable, le coût de la production d'électricité à partir du vent a chuté de près de 90% depuis les années 1980 jusqu'à 2013 **[Kar, 2005] [Kou, 2017] [Oli, 2009]**.

L'évolution rapide de cette technologie a donné naissance aux éoliennes fonctionnant à vitesse variable dont le fonctionnement permet d'augmenter le rendement énergétique, de diminuer les efforts mécaniques et d'améliorer la qualité de l'énergie électrique produite, par rapport aux éoliennes à vitesse fixe **[Bel, 2010]**.

2.2.2 Les types des éoliennes

Du point de vue conception, les éoliennes peuvent être classées en deux catégories selon l'orientation de leur axe de rotation par rapport à la direction du vent : les éoliennes à axe vertical ou vertical-axis wind turbines (VAWT) et les éoliennes à axe horizontal ou horizontal-axis wind turbines (HAWT) **[Hau, 2006].** Comme illustré à la figure (2-1).

- **Eolienne à axe vertical**

Les éoliennes à axe vertical ont été les premières structures développées pour produire de l'électricité. Elles possèdent l'avantage d'avoir les organes de commande et le générateur au niveau du sol, ce qui facilite l'accessibilité de dépannage en cas de disfonctionnement. Néanmoins, elles restent marginales et peu utilisées voir abandonnées actuellement à cause de sa faible vitesse, des turbulences qui affectent le capteur d'énergie qui se situe au près du sol, et de la surface importante qu'elles occupent au sol notamment pour les éoliennes de grande puissance. Elles sont très peu mises en jeu de nos jours car elles sont moins performantes que celles à axe horizontal.

- **Eolienne à axe horizontal**

Actuellement, les éoliennes à axe horizontal sont beaucoup plus répandues. Ce type de turbines sont généralement placées face au vent par un mécanisme d'asservissement de l'orientation ou par un phénomène d'équilibre dynamique naturel assuré par un gouvernail dans le cas d'une turbine sous le vent. Elle est fixée au sommet d'une tour, ce qui lui permet de capter une quantité plus importante d'énergie éolienne. Selon son nombre de pales, une HAWT est dite mono-pale, bipale, tripale ou multi-pale. Le rotor tripale étant le plus utilisé car il constitue un compromis entre le coefficient de puissance, le coût et la vitesse de rotation du capteur éolien **[Vri, 1983]**.



Figure 2-1 : Les deux types des éoliennes

2.2.3 Principe de fonctionnement d'une éolienne

Une éolienne est une machine qui transforme l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique, puis en électricité. Cette conversion se fait en deux étapes :

- Au niveau de la turbine (rotor), qui extrait une partie de l'énergie cinétique du vent disponible pour la convertir en énergie mécanique.
- Au niveau de la génératrice, qui reçoit l'énergie mécanique et la convertit en énergie électrique transmise en suite au réseau électrique.

. Une éolienne est généralement constituée de cinq éléments principaux : la nacelle, la tour, la génératrice, le rotor et le multiplicateur.

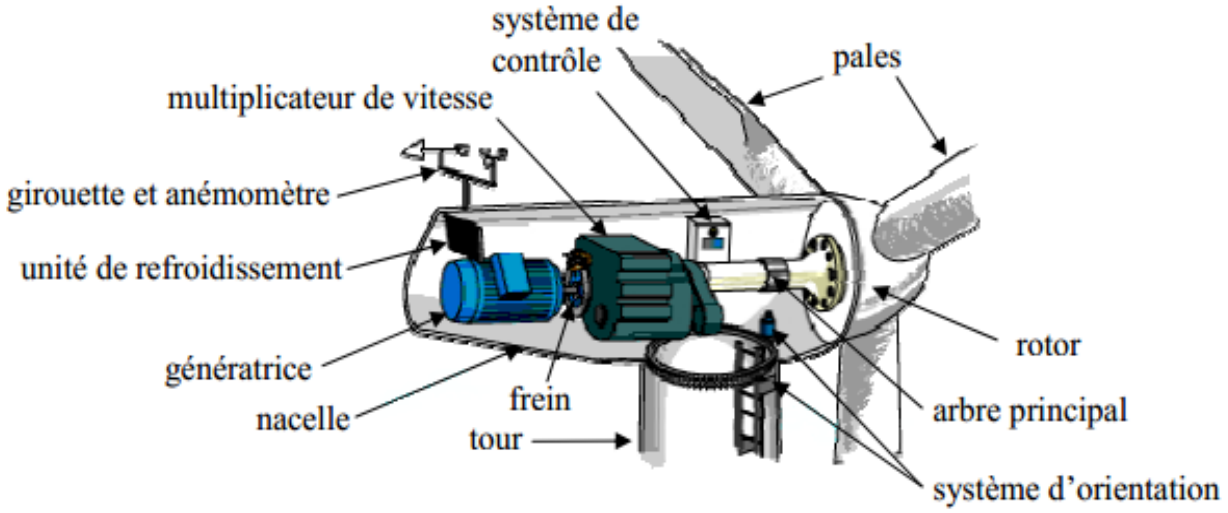

Figure 2-2 : Eléments constituants une éolienne

La nacelle : Au sommet du mât se trouve la nacelle qui regroupe tous les éléments mécaniques permettant de coupler le rotor éolien au générateur électrique (arbres primaire et secondaire, multiplicateur, Le frein, générateur…)

La tour (le mat) : C'est un tube d'acier, il doit être le plus haut possible pour bénéficier du maximum d'énergie cinétique du vent et d'éviter les perturbations près du sol.

Le rotor : Le rotor est entraîné par l'énergie du vent via des pâles. Il transforme l'énergie cinétique présente dans le vent et la transforment en puissance mécanique.

Le multiplicateur : Sert à adapter la vitesse de la turbine de l'éolienne à celle de la génératrice électrique.

La génératrice : C'est la partie qui convertit l'énergie mécanique en énergie électrique. C'est généralement soit une machine synchrone, ou une machine asynchrone à cage ou encore une machine à rotor bobiné.

Son principe de fonctionnement est alors relativement simple. Pour résumer, lorsque le vent souffle il va faire bouger les pales qui elles-mêmes vont faire tourner la génératrice. A son tour la génératrice va convertir l'énergie mécanique du vent en énergie électrique. L'électricité produite est dirigée vers le réseau électrique ou vers des batteries de stockage.

2.2.4 Aérodynamique

En général, les systèmes de conversion utilisent des commandes aérodynamiques combinées à une électronique de puissance pour réguler le couple, la vitesse et la puissance aérodynamique.

2.2.4.1 Puissance aérodynamique

La puissance du vent ou puissance éolienne extraite par le rotor, est définie de la manière suivante :

$$P_{air} = \frac{1}{2}\rho S v^3 \tag{2.1}$$

ρ est la densité de l'air, S est la surface circulaire balayée par la turbine, le rayon R du cercle est déterminé par la longueur de la pale $S = \pi R^2$ en m^2, v est la vitesse du vent en ms^{-1}.
Bien que l'équation (2.1) donne la puissance disponible dans le vent, la puissance transférée au rotor de l'éolienne est réduite par le coefficient de puissance, Cp **[Oli, 2009]**.

$$C_p = \frac{P_{aérodynamique}}{P_{air}} \tag{2.2}$$

$$P_{aérodynamique} = \frac{1}{2}\rho\pi R^2 C_p(\lambda,\beta) v^3 \tag{2.3}$$

Une valeur maximale de Cp est définie par la loi de Betz, ce qui indique qu'une turbine ne peut jamais extraire plus de 59,3% de la puissance d'un courant d'air. En réalité, les rotors des éoliennes ont des valeurs maximales de Cp comprises entre 25 et 45%.

2.2.4.2 Couple aérodynamique

L'énergie cinétique du vent absorbée par le capteur éolien (aéoroturbine) se transforme en énergie mécanique qui se traduit par un couple moteur T_a faisant tourner le rotor à une vitesse. L'expression du couple aérodynamique est comme suit

$$T_a = \frac{1}{2}\rho\pi R^3 C_q(\lambda,\beta)v^2 \tag{2.4}$$

$C_q(\lambda,\beta)$ est le coefficient du couple aérodynamique.

2.2.5 Eolienne à base de la Machine Asynchrone à Double Alimentation (MADA)

La Machine Asynchrone Doublement Alimentée (MADA) a suscité un intérêt notamment en tant que génératrice dans le domaine de l'énergie éolienne. La plupart des travaux réalisés dans la littérature sont basés sur l'étude d'une éolienne à vitesse variable basée sur une génératrice électrique de type machine asynchrone à rotor bobiné, plus communément appelé Machine Asynchrone à Double Alimentation (MADA) **[Ela, 2004]**.

Une machine asynchrone à double alimentation (MADA) est une machine triphasée à courant alternatif. Elle possède un stator identique à celui d'une machine asynchrone classique ou d'une machine synchrone. La différence réside dans le rotor composé d'enroulements triphasés disposés de la même manière que les enroulements statoriques et connectés en étoile et reliés à un collecteur constitué de trois bagues [Rud, 2015]. Ce type d'éolienne MADA raccordée aux réseaux électrique est principalement installée afin d'augmenter la puissance extraite du vent ainsi que pour leurs capacités de réglage.

Les principaux avantages de la MADA :

- Machine robuste
- Fonctionnement à vitesse variable
- Puissance extraite optimisée
- Machine standard

Dans ce contexte, des études dynamiques doivent donc être menées pour développer ces systèmes afin de les rendre plus rentables et plus efficaces. Les travaux de recherche que nous exposons dans cette thèse s'inscrivent dans ce cadre en visant à améliorer les performances, la stabilité, la robustesse vis-à-vis des perturbations et des incertitudes des systèmes de conversion de l'énergie éolienne pour tirer le meilleur profit.

2.3 Commande robuste floue des systèmes non linéaire basé sur l'observateur T-S

Le présent paragraphe traite le problème de contrôle et de la stabilité des systèmes non linéaires modélisés par T-S. Dans cette partie nous nous intéressons à l'étude des systèmes T-S avec observateur perturbé et incertain par l'approche H∞ et la commande par retour d'état PDC. Les résultats obtenus seront synthétisés par des théorèmes sous forme des LMIs. Les contraintes développées sont appliquées sur des exemples réels pour montrer leur efficacité pour assurer la stabilité et améliorer les performances.

2.3.1 Modèle T-S perturbé: atténuation des perturbations

Considérons le système TS perturbé décrit par l'équation suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))[A_i x(t) + B_i u(t) + B_{2i}\delta(t)] \\ y(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \quad i = 1,2,\ldots\ldots,r \tag{2.5}$$

Où $\delta(t)$ est une perturbation externe inconnue avec une borne supérieure $\delta_{sup} \geq \|\delta(t)\|$

$x(t) \in \Re^n$ représente le vecteur d'état, $u(t) \in \Re^m$ est le vecteur des commandes, et $y(t) \in \Re^q$ est le vecteur de sortie du système. A_i, B_i, B_{2i}, C_i sont des matrices constantes de dimensions appropriées.

Pour estimer les états non mesurés du système non linéaire un observateur est nécessaire, il est donné par l'équation suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))[A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + L_i(y(t) - \hat{y}(t))] \\ \hat{y}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))[C_i \hat{x}(t)] \end{cases} \tag{2.6}$$

Ainsi la loi de commande PDC modifiée est valable pour l'ensemble de système à stabiliser. Cette loi de commande est par retour d'état basée sur l'observateur est écrite comme suit :

$$u(t) = -\sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))k_i\ \hat{x}(t) \tag{2.7}$$

La forme de la commande utilisée dans ces approches est similaire à celle d'une commande PDC, sauf que celle-ci est en fonction de l'état estimé du système.

Le problème de la synthèse d'observateur (2.6) revient à déterminer les gains constants Li, assurant la convergence asymptotique de l'erreur d'estimation vers zéro. Cette détermination, passe par l'étude de la stabilité du système générant l'erreur d'estimation d'état qui est définie par :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \tag{2.8}$$

L'erreur d'estimation (2.8), est un système d'équation qui dépend des variables de décision (prémisse). Ces variables peuvent être de natures mesurables (entrées/sortie du système) ou non mesurables (états non mesurables). Les états non mesurables ce sont les parties inconnues dans les systèmes basés sur la structure de Takagi-Sugeno, et c'est le cas qui sera étudié dans ce travail.

A partir des équations (2.5), (2.6) et (2.7) l'erreur d'estimation peut s'écrire comme suit :

$$\dot{e}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))[(A_i - L_i C_j)\,e(t) + B_{2i}\ \delta(t)] \tag{2.9}$$

L'expression de la dynamique du système augmenté de la boucle fermée peut-être exprimée sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{e}(t) \\ 0\,\dot{\delta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (A_i - B_i k_j) & B_i k_j & B_{2i} \\ 0 & A_i - L_i C_j & B_{2i} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \\ \delta(t) \end{bmatrix} \tag{2.10}$$

Le résultat principal assurant la stabilité asymptotique globale du système (2.5) est proposé en termes d'inégalité matricielle linéaire LMI. Dès lors, sur la base d'une fonction candidate de Lyapunov quadratique, des conditions LMI permettant la synthèse d'une loi de commande (2.7) sont résumées par le théorème suivant:

Théorème 2.1 : [Lah, 2018]

Le système (12) est asymptotiquement stable s'il existe une matrice symétrique, définie positive $P \succ 0, R \succ 0, Q \succ 0$ et X_j, W_i matrices de dimensions appropriées et $\gamma \succ 0$ un scalaire positif. Le théorème suivant donne une condition suffisante assurant la stabilité et la performance H∞ pour $(1 \le i \prec j \le r)$:

$$\begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & Y_{13} & Y_{14} \\ * & Y_{22} & 0 & 0 \\ * & * & Y_{33} & Y_{34} \\ * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.11}$$

$Y_{11} = NA_i^T + A_i N - X_j^T B_i^T - B_i X_j \qquad Y_{12} = N$

$Y_{13} = B_i X_j \qquad Y_{14} = B_{2i} N \qquad Y_{22} = -Q^{-1}$

$Y_{33} = A_i^T R + R A_i - C_j^T W_i^T - W_i C_j$

$Y_{34} = R B_{2i}$

Preuve 2.1

En se basant sur la définition 1.1, la norme H∞ est assurée pour un taux d'atténuation inférieur à γ si et seulement s'il existe une fonction quadratique de Lyapunov

$$V(x(t), e(t)) = x^T(t) P x(t) + e^T(t) R e(t) \tag{2.12}$$

Telle que : $$\int_0^\infty \dot{V}(t)dt + \int_0^\infty Z^T(t) Z(t)dt - \gamma^2 \int_0^\infty \delta^T(t)\delta(t)dt \prec 0$$

$$V(\infty) - V(0) + \int_0^\infty Z^T(t) Z(t)dt - \gamma^2 \int_0^\infty \delta^T(t)\delta(t)dt \prec 0$$

On peut écrire $$\dot{V}(x(t), e(t)) + Z^T(t) Z(t) - \gamma^2 \delta^T(t)\delta(t) \prec 0 \tag{2.13}$$

Avec $z(t) = x(t)$

La condition (2.13) peut être écrite en ajoutant une matrice de pondération Q à la variable à réguler

$$x^T(t) P \dot{x}(t) + \dot{x}^T(t) P x(t) + e^T(t) R \dot{e}(t) + \dot{e}^T(t) R e(t) + x^T(t) Q x(t) - \gamma^2 \delta^T(t)\delta(t) \prec 0 \tag{2.14}$$

Avec $P = P^T \succ 0$

Remplaçant les termes $\dot{x}(t)$ et $\dot{e}(t)$ par leurs expressions (2.5) et (2.9) respectivement on obtient :

$$\sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t)) \begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \\ \delta(t) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} & \Sigma_{13} \\ (*) & \Sigma_{22} & \Sigma_{23} \\ (*) & (*) & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \\ \delta(t) \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (2.15)$$

Avec

$$\Sigma_{11} = P(A_i - B_i k_j) + (A_i - B_i k_j)^T P + Q$$

$$\Sigma_{12} = PB_i k_j$$

$$\Sigma_{22} = R(A_i - L_i C_j) + (A_i - L_i C_j)^T R$$

$$\Sigma_{13} = PB_{2i}$$

$$\Sigma_{23} = RB_{2i}$$

Notons que l'inégalité (2.15) ne peut conduire en l'état à des conditions LMI du fait des termes bilinéaires $PB_i k_j$ et $k_j^T B_i^T P$. Afin de remédier à ce problème, **[Wan, 1996]** propose de réaliser les changements de variables bijectifs $N = P^{-1}$, $X_j = k_j N$. Ensuite, en multipliant l'inégalité (2.15) à gauche et à droite par $\mathrm{diag}[P^{-1} \quad I \quad I]$ pour rendre la contrainte sous forme d'une LMI. Avec les changements de variables $N = P^{-1}$, $X_j = k_j N$, $W_i = RL_i$ et par application du lemme 1 complément de Schur on obtient le théorème 2.1.

Les variables N, X_j, W_i, k_j, L_i et le critère γ sont obtenus en résolvant LMI (2.11).

2.3.2 Stabilisation des modèles T-S incertains

Dans cette partie, nous présentons les modèles flous TS incertains et leur stabilisation en utilisant la loi de commande PDC avec observateur flou.

Le modèle TS avec incertitudes paramétriques s'écrit d'une manière générale comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))[(A_i + \Delta A_i(t))x(t) + (B_i + \Delta B_i(t))u(t)] \\ y(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))C_i x(t) \end{cases} \qquad (2.16)$$

$\Delta A_i(t)$ et $\Delta B_i(t)$ représentent les incertitudes du système.

Les incertitudes sont bornées avec la structure :

$$[\Delta A_i(t), \Delta B_i(t)] = H_i F_i(t)[E_{1i}, E_{2i}] \ , \quad i = 1,2,....., r \tag{2.17}$$

Avec $F_i^T(t)F_i(t) \le I$ et H_i, E_{1i}, E_{2i} sont des matrices de dimensions appropriées.

En utilisant la loi de commande PDC (2.7) et l'observateur (2.6) le système augmenté est donné par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{e}(t) \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t)) \begin{bmatrix} A_i - B_i k_j + \Delta A_i - \Delta B_i k_j & B_i k_j + \Delta B_i k_j \\ \Delta A_i - \Delta B_i k_j & A_i - L_i C_j + \Delta B_i k_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

Les conditions suffisantes qui garantissent la stabilité asymptotique du système incertain (2.16) sont présentées par la méthode directe de Lyapunov. L'objectif est d'appliquer une loi de commande basée sur une structure PDC et un observateur flou pour déterminer les gains du contrôleur et d'observateur flou. Les principaux résultats du système T-S incertains sont donnés par le théorème suivant :

Théorème 2.2 **: [Lah, 2018]**

Le système (2.16) avec des incertitudes paramétriques, est robustement stable s'il existe des matrices symétriques $P \succ 0, R \succ 0$ et des matrices de dimensions appropriées $k_j, L_i, H_i, E_{1i}, E_{2i}$ et des constantes positives $\beta_1, \beta_2, ..., \beta_8$. Telle que la condition suivante est vérifiée :

$$\begin{bmatrix}
Y_{11} & * & * & * & * & * & * & * & * & * \\
Y_{21} & Y_{22} & * & * & * & * & * & * & * & * \\
0 & Y_{32} & -\beta_1 I_1 & 0 & * & * & * & * & * & * \\
0 & Y_{42} & 0 & -\beta_2^{-1} I_2 & * & * & * & * & * & * \\
Y_{51} & 0 & 0 & 0 & -\beta_3 I_3 & * & * & * & * & * \\
Y_{61} & 0 & 0 & 0 & 0 & -\beta_4^{-1} I_4 & * & * & * & * \\
Y_{71} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\beta_5 I_5 & * & * & * \\
Y_{81} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\beta_6^{-1} I_6 & * & * \\
Y_{91} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\beta_7 I_7 & * \\
Y_{101} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\beta_8^{-1} I_8
\end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.19}$$

Avec

$$Y_{11} = A_i N + N A_i^T - B_i X_j - X_j^T B_i^T$$

$$Y_{22} = R A_i - W_i C_j + A_i^T R - C_j W_i^T$$

$$Y_{21} = k_j^T B_i^T P,$$

$$Y_{32} = R H_i$$

$$Y_{42} = k_j^T E_{2i}$$

$$Y_{51} = P H_i$$
$$Y_{61} = k_j^T E_{2i}^T$$
$$Y_{71} = P H_i,$$
$$Y_{81} = -E_{1i}^T + k_j^T E_{2i}^T,$$
$$Y_{91} = R H_i$$
$$Y_{101} = E_{1i}^T - k_j^T E_{2i}^T$$

Preuve 2.2

Soit la fonction candidate de Lyapunov choisie comme suit :

$$V(x(t), e(t)) = x^T(t) P x(t) + e^T(t) R e(t) \tag{2.20}$$

Avec $P = P^T \succ 0$

La stabilité de la boucle fermée est assurée si la dérivée de Lyapunov le long de la trajectoire est strictement négative. Ce qui revient à vérifier que :

$$\dot{V}(x(t), e(t)) = x^T(t) P \dot{x}(t) + \dot{x}^T(t) P x(t) + e^T(t) R \dot{e}(t) + \dot{e}^T(t) R e(t) \prec 0 \tag{2.21}$$

$$\begin{aligned}\dot{V}(x(t), e(t)) = {} & x^T(t) P[(A_i + \Delta A_i) - (B_i - \Delta B_i) k_j] x(t) + x^T(t)[(A_i + \Delta A_i) - k_j^T (B_i - \Delta B_i)]^T P x(t) \\ & + x^T(t) P[(B_i + \Delta B_i) k_j e(t) + e^T(t) k_j^T (B_i + \Delta B_i)^T] P x(t) \\ & + e^T(t) R[(A_i - L_j C_i) e(t) + \Delta B_i k_j e(t)] + [e^T(t)(A_i - L_j C_i)^T + e^T(t)(\Delta B_i k_j)^T] R e(t) \\ & + e^T(t) R[-\Delta B_i k_j x(t) + \Delta A_i x(t)] + x^T(t)[-(\Delta B_i k_j)^T + \Delta A_i^T] R e(t) \prec 0\end{aligned} \tag{2.22}$$

La dérivée (2.22) peut s'écrire aussi sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} \\ H_{21} & H_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.23}$$

Avec

$$\begin{aligned} H_{11} &= (A_i + B_i k_j) + (\Delta A_i - \Delta B_i k_j) + (A_i - B_i k_j)^T + (\Delta A_i - \Delta B_i k_j)^T \\ H_{12} &= PB_i k_j + P\Delta B_i k_j - (\Delta B_i k_j)^T R + \Delta A_i^T R \\ H_{21} &= * \\ H_{22} &= R(A_i - L_i C_j) + (A_i - L_i C_j)^T R + R\Delta B_i k_j + (\Delta B_i k_j)^T R \end{aligned}$$

En remplaçant (2.17) dans (2.23) en considérant les bornes des incertitudes une condition suffisante est donnée comme suit :

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \varphi_{11} & \varphi_{12} \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.24}$$

Avec

$$\begin{aligned} \varphi_{11} &= PA_a + A_a^T P + PH_a F_a E_a + E_a^T F_a^T H_a^T P \\ \varphi_{12} &= PB_i k_j + PH_a F_a E_{2i} k_j - k_j^T E_{2i}^T F_a^T H_a^T R + E_{1i}^T F_a^T H_a^T R \\ \varphi_{21} &= * \\ \varphi_{22} &= RA_b + A_b^T R + RH_a F_a E_{2i} k_j + k_j^T E_{2i}^T F_a^T H_a^T R \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} A_a &= A_i - B_i k_j \\ E_a &= E_{1i} - E_{2i} k_j \\ A_b &= A_i - L_i C_j \\ F_a &= F_i \\ H_a &= H_i \end{aligned}$$

Par la suite, l'application du lemme 3 **[Per, 1986]** est nécessaire pour rendre la condition (2.24) moins restrictives sous réserve de l'existence d'une constante positive β. Ainsi, on aboutit aux nouveaux termes suivant:

$$\begin{aligned} \varphi_{11} &= \Psi + SY^{-1}S^T + E_a^T Y E_a \prec 0 \\ \varphi_{12} &= PB_i k_j + SY^{-1}S^T - k_j^T E_{2i}^T Y E_{2i} k_j - WY^{-1}W^T - E_a^T Y E_a \prec 0 \\ \varphi_{21} &= * \\ \varphi_{22} &= RA_b + A_b^T R + WY^{-1}W^T + k_j^T E_{2i}^T Y E_{2i} k_j \prec 0 \\ \Psi &= PA_a + A_a^T P \quad , S = PH_a \quad , W = RH_a \quad , Y = \beta I \end{aligned} \tag{2.25}$$

En utilisant le complément de Schur lemme 1 on obtient la contrainte suivante :

$$\begin{bmatrix} PA_a + A_a^T P & PB_i k_j & * & * & * & * & * & * & * & * \\ * & RA_b + A_b^T R & * & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & RH_a & -Y & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & k_j^T E_{2i}^T & 0 & -Y^{-1} & * & * & * & * & * & * \\ PH_a & 0 & 0 & 0 & -Y & * & * & * & * & * \\ k_j^T E_{2i}^T & 0 & 0 & 0 & 0 & -Y^{-1} & * & * & * & * \\ PH_a & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -Y & * & * & * \\ -E_a^T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -Y^{-1} & * & * \\ RH_a & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -Y & * \\ E_a^T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -Y^{-1} \end{bmatrix} \prec 0 \quad (2.26)$$

La contrainte (2.26) présente une non linéarité au niveau du terme $PB_i k_j$ et $k_j^T B_i^T P$. De même que pour la preuve du théorème 2.1, l'inégalité (2.26) ne peut conduire en l'état à des conditions LMI, pour résoudre ce problème, on réalise le changement de variables bijectifs $N = P^{-1}$, $X_j = k_j N$ et on multipliant l'inégalité à gauche et à droite par $diag\,[P^{-1}\ I\ I\ I\ I\ I\ I\ I\ I]$ pour obtenir une inégalité matricielle linéaire LMI présenté par le théorème 2.2 l'équation (2.19). Les paramètres k_j et L_i peuvent être obtenus en résolvant LMI (2.19). L'objectif principale est évidemment la prise en compte des incertitudes de modélisation elles-mêmes et d'améliorer les résultats existants.

2.3.3 Modèle T-S incertain et perturbé

Cette partie se focalise sur l'étude de la stabilisation et la robustesse vis-à-vis des perturbations et des incertitudes des systèmes T-S.

Soit le modèle T-S incertain et perturbé défini comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))[(A_i + \Delta A_i(t))\,x(t) + (B_i + \Delta B_i(t))\,u(t) + B_{2i}\delta(t)] \\ y(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \quad (2.27)$$

$\Delta A_i(t)$, $\Delta B_i(t)$ représentent les incertitudes du modèle qui peuvent être des incertitudes paramétriques dû à la modélisation.

$$\begin{aligned}\Delta A_i(t) &= M_i F_i(t) N_i, \quad i = 1,2,.....,r \\ \Delta B_i(t) &= M_i F_i(t) H_i,\end{aligned} \tag{2.28}$$

$$F_i^T(t) F_i(t) \leq I \tag{2.29}$$

De la même façon que les théorèmes 2.1 et 2.2 on peut alors garantir la stabilité et améliorer les performances au niveau de la robustesse vis-à-vis les perturbations et les incertitudes à la fois pour le système (2.27) mais cette fois ci, en intégrant le lemme appelé (judicious of the famous Young relation) cité dans **[Boy, 1994]**.

En utilisant la loi de commande PDC (2.7) et l'observateur (2.6) le système augmenté est donné par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))[&(A_i + \Delta A_i(t))x(t) + (B_i k_j + \Delta B_i(t) k_j) e(t) \\ &+ B_{2i}\,\delta(t) - (B_i k_j + \Delta B_i(t) k_j) x(t)]\end{aligned} \tag{2.30}$$

$$\begin{aligned}\dot{e}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))[&(A_i - L_i C_j) e(t) + \Delta A_i(t) x(t) + \Delta B_i(t) k_j e(t) \\ &+ B_{2i}\,\delta(t) - \Delta B_i(t) k_j x(t)]\end{aligned} \tag{2.31}$$

Théorème 2.3 **:[Lah, 2016]**

Le système incertain et perturbé (2.27) est robustement stable, s'il existe des matrices symétriques et défini positive $P \succ 0$, $R \succ 0$ et certaines matrices X_j, W_i et des scalaires positifs $\varepsilon_1 \succ 0, \varepsilon_2 \succ 0, \varepsilon_3 \succ 0, \varepsilon_4 \succ 0, \gamma \succ 0$ telle que la condition suivante est vérifiée:

$$\begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & ZN_1^T & -X_j N_2^T & 0 & 0 & k_j^T N_2^T & B_{2i} Z \\ * & Y_{22} & 0 & 0 & RM_1 & RM_2 & k_j^T N_2^T & RB_{2i} \\ * & * & -\varepsilon_1 I & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & -\varepsilon_2 I & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & -\varepsilon_3 I & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & -\varepsilon_4 I & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & * & -\varepsilon_4^{-1} I & 0 \\ * & * & * & * & * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.32}$$

$1 \leq i \prec j \leq r$

Avec

$$Y_{11} = ZA_i^T + A_i Z - X_j^T B_i^T - B_i X_j + \varepsilon_1 M_1 M_1^T + \varepsilon_2 M_2 M_2^T + \varepsilon_3 N_1^T N_1$$
$$Y_{12} = B_i X_j - \varepsilon_2 M_2 M_2^T$$
$$Y_{22} = A_i^T R + RA_i - C_j^T W_i^T - W_i C_j + \varepsilon_2 M_2 M_2^T$$

Et le changement de variables suivant :

$$Z = P^{-1},$$

$$X_j = k_j Z$$

$$W_i = RL_i$$

Preuve 2.3

Pour assurer la stabilité quadratique du système en boucle fermée (2.27), tout en garantissant la performance H∞ avec un taux d'atténuationγ, l'inégalité suivante doit être vérifiée :

$$\dot{V}(x(t), e(t)) + z^T(t) z(t) - \gamma^2 \delta^T(t) \delta(t) \prec 0 \tag{2.33}$$

On peut écrire le résultat de la dérivée de la condition (2.33) comme suit :

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \\ \delta(t) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} & \Sigma_{13} \\ (*) & \Sigma_{22} & \Sigma_{23} \\ (*) & (*) & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \\ \delta(t) \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.34}$$

Avec

$$\Sigma_{11} = P(A_i - B_i k_j) + (A_i - B_i k_j)^T P + P\Delta A_i(t) + \Delta A_i^T(t) P - P\Delta B_i(t) k_j - k_j^T \Delta B_i^T(t) P$$
$$\Sigma_{12} = P(B_i k_j + \Delta B_i(t) k_j) + (\Delta A_i(t) - \Delta B_i(t) k_j)^T R$$
$$\Sigma_{22} = R(A_i - L_i C_j) + (A_i - L_i C_j)^T R + R\Delta B_i(t) k_j + k_j^T \Delta B_i^T(t) R$$
$$\Sigma_{13} = PB_{2i}$$
$$\Sigma_{23} = RB_{2i}$$

Par la suite nous réécrivons la condition (2.34) sous la forme de deux matrices séparées, l'une contient les incertitudes et l'autre sans incertitudes, on obtient l'équation suivante :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} A_{11} & PB_i k_i & PB_{2i} \\ * & A_{22} & RB_{2i} \\ * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & 0 \\ * & B_{22} & 0 \\ * & * & 0 \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.35}$$

Avec

$$
\begin{aligned}
A_{11} &= PA_i + A_i^T P - PB_i k_j - k_j^T B_i^T P \\
A_{22} &= RA_i + A_i^T R - RL_j C_i - C_i^T L_j^T R \\
B_{11} &= P\Delta A(t) + \Delta A^T(t) P - P\Delta B(t) k_j - k_j^T \Delta B^T(t) P \\
B_{12} &= P\Delta B(t) k_j + \Delta A^T(t) R - k_j^T \Delta B^T(t) R \\
B_{22} &= R\Delta B(t) k_j + k_j^T \Delta B^T(t) R
\end{aligned}
$$

En multipliant à gauche et à droite par la $\mathrm{diag}[P^{-1} \quad I \quad I]$, et avec le changement de variables $X_j = k_j Z$, $W_j = RL_j$, $Z = P^{-1}$ on obtient les nouveau termes de la condition (2.35) comme suit :

$$
\begin{aligned}
A_{11} &= ZA_i^T + A_i Z - Zk_j^T B_i^T - B_i k_j Z \\
A_{22} &= A_i^T R + RA_i - C_j^T L_i^T R - RL_i C_j \\
B_{11} &= \Delta A(t) Z + Z\Delta A^T(t) - \Delta B(t) k_j Z - Zk_j^T \Delta B^T(t) \\
B_{12} &= \Delta B(t) k_j Z + \Delta A^T(t) R - k_j^T \Delta B^T(t) R \\
B_{22} &= R\Delta B(t) k_j + k_j^T \Delta B^T(t) R
\end{aligned}
\tag{2.36}
$$

Nous remplaçons les termes incertains par leurs expressions donné par (2.28) on obitent :

$$
\begin{aligned}
\Sigma = &\begin{bmatrix} A_{11} & Bk_j Z & B_{2i} Z \\ * & \overline{A}_{22} & RB_{2i} \\ * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} M_1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} F_1(t) \begin{bmatrix} N_1 Z & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} ZN_1^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} F_1^T(t) \begin{bmatrix} M_1^T & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
&+ \begin{bmatrix} M_2 \\ M_2 \\ 0 \end{bmatrix} F_2(t) \begin{bmatrix} -N_2 k_j Z & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -Zk_j^T N_2^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} F_2^T \begin{bmatrix} M_2^T & M_2^T & 0 \end{bmatrix} \\
&+ \begin{bmatrix} 0 \\ RM_1 \\ 0 \end{bmatrix} F_1(t) \begin{bmatrix} N_1 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} N_1^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} F_1^T(t) \begin{bmatrix} 0 & M_1^T R & 0 \end{bmatrix} \\
&+ \begin{bmatrix} 0 \\ RM_2 \\ 0 \end{bmatrix} F_2(t) \begin{bmatrix} N_2 k_j & N_2 k_j & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_j^T N_2^T \\ k_j^T N_2^T \\ 0 \end{bmatrix} F_2^T(t) \begin{bmatrix} 0 & M_2^T R & 0 \end{bmatrix} \prec 0
\end{aligned}
\tag{2.37}
$$

Afin de rendre l'inégalité (2.36) moins restrictives et dans le but de simplifier les termes incertains, nous appliquons la relation de Young **[Boy, 1994] [Lah, 2016]** on obtient l'inégalité (2.37) :

$$\begin{bmatrix} A_{11} & Bk_j Z & B_{2i} Z \\ * & \overline{A}_{22} & RB_{2i} \\ * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} + \varepsilon_1^{-1} \begin{bmatrix} ZN_1^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} N_1 Z & 0 & 0 \end{bmatrix} + \varepsilon_1 \begin{bmatrix} M_1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_1^T & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
$$+ \varepsilon_2^{-1} \begin{bmatrix} -Zk_j^T N_2^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -N_2 k_j Z & 0 & 0 \end{bmatrix} + \varepsilon_2 \begin{bmatrix} -M_2 \\ M_2 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_2^T & M_2^T & 0 \end{bmatrix} \qquad (2.37)$$
$$+ \varepsilon_3^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ RM_1 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & M_1^T & 0 \end{bmatrix} + \varepsilon_3 \begin{bmatrix} N_1^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} N_1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
$$+ \varepsilon_4^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ RM_1 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & M_2^T & 0 \end{bmatrix} + \varepsilon_4 \begin{bmatrix} k_j^T N_2^T \\ k_j^T N_2^T \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} N_2 k_j & N_2 k_j & 0 \end{bmatrix} \prec 0$$

$\varepsilon_1 \succ 0, \varepsilon_2 \succ 0, \varepsilon_3 \succ 0, \varepsilon_4 \succ 0$ sont des constantes positives.

Ensuite, en appliquant le complément de schur à l'équation (2.37), on retrouve la condition (2.32) du théorème 2.3. Les résultats obtenus écrits sous forme des LMIs, sont plus étendus au sens d'optimisation convexe.

2.4 Le suivi de trajectoire des modèles T-S incertains et perturbés

Dans cette partie nous nous intéressons au problème de la poursuite de trajectoire des systèmes non linaires représentés par un modèle de Takagi-Sugeno. Nous considérerons le cas le plus général, celui du suivi d'une trajectoire désirée basée sur des approches élaborées dans le cadre de la synthèse de commande pour assurer le suivi de trajectoire pour les modèles T-S. La stabilisation de la boucle fermée sera étudiée et appliquée sur un système éolien incertain et perturbé.

Considérons le système T-S représenté par l'équation :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) [(A_i + \Delta A_i(t)) x(t) + (B_i + \Delta B_i(t)) u(t) + B_{2i} \delta(t)] \\ y(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \qquad (2.38)$$

Parmi les modèles de référence les plus utilisés sont de la forme (2.39) **[Tse, 2001]**. Ce modèle possède une plus grande souplesse pour générer la consigne désirée.

Le modèle de référence donnant la dynamique désirée est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}_r(t) = A_r x_r(t) + r(t) \\ y_r(t) = C x_r(t) \end{cases} \tag{2.39}$$

Où $x_r(t)$ est la variable de référence, A_r est une matrice asymptotiquement stable et $r(t)$ est une entrée de consigne bornée.

La synthèse de la loi de commande consiste à déterminer u(t) assurant la poursuite du modèle de référence désiré. L'objectif recherché est de correspondre l'état du système x(t) (ou la sortie y(t)) avec celui du modèle de référence $x_r(t)$ (ou $y_r(t)$).

Les matrices des incertitudes $\Delta A_i(t)$ et $\Delta B_i(t)$ sont bornées avec la structure (2.17).

La forme de la commande utilisée dans cette approche est similaire à celle d'une commande PDC. Sauf que celle-ci est en fonction de l'état de référence du système, mais aussi de l'état estimé du système écrite sous la forme suivante :

$$u(t) = -\sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) k_i (x_r(t) - \hat{x}(t)) \tag{2.40}$$

L'erreur de l'estimation est donnée par :

$$e_x(t) = x(t) - \hat{x}(t) \tag{2.41}$$

L'erreur de la poursuite est donnée par :

$$e_r(t) = x(t) - x_r(t) \tag{2.42}$$

Apres avoir remplacé chaque terme par son expression et calculer les dérivées de l'erreur l'estimation et l'erreur de la poursuite on obtient :

$$\begin{aligned} \dot{e}_x(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t)) h_j(z(t)) [&(A_i - L_i C_j) e_x(t) + \Delta A(t) e_r(t) + \Delta A(t) x_r(t) \\ &+ \Delta B(t) k_j (e_r(t) - e_x(t)) + B_{2i}\, \delta(t) \end{aligned} \tag{2.43}$$

$$\begin{aligned} \dot{e}_r(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t)) h_j(z(t)) [&(A_i - A_r + \Delta A(t)) x_r(t) + (A_i + \Delta A(t)) e_r(t) \\ &+ (B_i + \Delta B(t)) k_j (e_r(t) - e_x(t)) + B_{2i}\, \delta(t) - r(t)] \end{aligned} \tag{2.44}$$

Le système augmenté est donné par :

$$\dot{x}_a(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))(\overline{A}_{ij}(t)x_a(t) + \overline{S}\overline{\varphi}(t)) \tag{2.45}$$

Avec $$x_a(t) = \begin{bmatrix} e_r(t) \\ e_x(t) \\ x_r(t) \end{bmatrix},\ \overline{\varphi}(t) = \begin{bmatrix} r(t) \\ \delta(t) \end{bmatrix},\ \overline{S}(t) = \begin{bmatrix} -I & B_{2i} \\ 0 & B_{2i} \\ I & 0 \end{bmatrix}$$

$$\overline{A}_{ij}(t) = \begin{bmatrix} A_i + \Delta A_i(t) + B_i k_j + \Delta B_i(t) k_j & -B_i k_j - \Delta B_i(t) k_j & A_i - A_r + \Delta A_i(t) \\ \Delta A_i(t) + \Delta B_i(t) k_j & A_i - L_i C_j - \Delta B_i(t) k_j & \Delta A_i(t) \\ 0 & 0 & A_r \end{bmatrix}$$

Pour préciser la trajectoire désirée nous avons considéré le modèle de référence donné par l'équation (2.39). L'atténuation de l'effet de perturbation sera faite à l'aide de la performance H∞ relative à l'erreur de poursuite **[Ton, 2002]** de la forme suivante :

$$\int_0^{tf} x_a^T(t) Q_a x_a(t) d(t) \le \gamma^2 \int_0^{tf} \overline{\varphi}^T(t)\overline{\varphi}(t) d(t) \tag{2.46}$$

Où $$Q_a = (Q,0,0,0)\ ,\ \overline{\varphi}^T(t)\overline{\varphi}(t) = r^T(t)r(t) + \delta^T(t)\delta(t)$$

Le but de cette étude est de déterminer les gains k_j et L_i afin d'assurer la stabilité asymptotique du système en boucle fermée (2.45) en garantissant la performance H∞ (2.46).

Alors, le système en boucle fermée (2.38) est quadratiquement stable et la performance H∞ est assurée pour un certain taux d'atténuation γ

Théorème 2.4 : **[Lah, 2017]**

Étant donné le système incertain et perturbé décrit par (2.38). S'il existe une matrice symétrique et définie positive $P = P^T \succ 0$, $Q \succ 0$, les matrices X_j, Wi , et des scalaires positifs γ, $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4$ telle que la condition suivante soit vérifiée:

$$\begin{bmatrix} \Sigma_{11} & N & -B_i X_j & \Sigma_{14} & N^T E_{ai}^T & N^T E_{ai}^T & X_j^T E_{bi}^T & -X_j^T E_{bi}^T & -N & B_{2i} N \\ * & \Sigma_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & \Sigma_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_2 B_{2i} \\ * & * & * & \Sigma_{44} & 0 & 0 & 0 & 0 & P_3 & 0 \\ * & * & * & * & -\mu_1^{-1} I_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & -\mu_2^{-1} I_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & * & -\mu_3^{-1} I_3 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & * & * & -\mu_4^{-1} I_4 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & * & * & * & -\gamma^2 I_5 & 0 \\ * & * & * & * & * & * & * & * & * & -\gamma^2 I_6 \end{bmatrix} \prec 0 \quad (2.47)$$

$\mathbf{1 \le i \prec j \le r}$

Où

$$\Sigma_{11} = N_i A_i^T + A_i N + X_j^T B_i^T + B_i X_j + (\mu_1^{-1} + \mu_2^{-1} + \mu_3^{-1} + \mu_4^{-1}) H_i H_i^T$$
$$\Sigma_{14} = A_i N - A_r N$$
$$\Sigma_{22} = -Q^{-1}$$
$$\Sigma_{33} = A_i^T P_2 + P_2 A_i - W_i^T C_j^T - C_j W_i$$
$$\Sigma_{44} = A_r^T P_3 + P_3 A_r$$

Preuve 2.4

Considérons la fonction de Lyapunov donnée sous la forme suivante :

$$V(t) = x_a^T(t) P x_a(t) \quad (2.48)$$

La dérivée de (2.48) est donnée par :

$$\dot{V}(t) = \dot{x}_a^T(t) P x_a(t) + x_a^T(t) P \dot{x}_a(t) \quad (2.49)$$

$$\dot{V}(t) = \sum_{i=1}^{r} \sum_{j=1}^{r} h_i(z(t)) h_j(z(t)) [x_a^T(t)(\overline{A}_{ij}^T(t) P + P^T \overline{A}_{ij}(t)) x_a(t) + \overline{\varphi}^T(t) \overline{S}^T P x_a(t) + x_a^T(t) P^T \overline{S} \overline{\varphi}(t)] \quad (2.50)$$

Pour assurer la stabilité du système augmenté (2.45) et garantir les performances en (2.46), la condition à vérifier est :

$$\dot{V}(t) + x_a^T(t) Q_a x_a(t) - \gamma^2 \overline{\varphi}^T(t) \overline{\varphi}(t) \prec 0 \quad (2.51)$$

En remplaçons chaque terme par son expression on obtient :

$$\sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) \sum_{j=1}^{r} h_j(z(t)) \begin{bmatrix} x_a^T(t) & \overline{\varphi}^T(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{A}_{ij}^T P + P\overline{A}_{ij} + Q_a & P\overline{S} \\ \overline{S}^T P & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a(t) \\ \overline{\varphi}(t) \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.52}$$

$$\begin{bmatrix} \overline{A}_{ij}^T P + P\overline{A}_{ij} + Q_a & P\overline{S} \\ \overline{S}^T P & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.53}$$

Où $P = \mathrm{diag}(P_1, P_2, P_3)$, $P_1 = P_1^T \succ 0, P_2 = P_2^T \succ 0, P_3 = P_3^T \succ 0$

La condition (2.53) est transférée sous forme de LMI qui peut être résolue en utilisant des techniques d'optimisation convexes. Cela donne :

$$\begin{bmatrix} e_r^T(t) \\ e_x^T(t) \\ x_r^T(t) \\ r^T(t) \\ \delta^T(t) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & Y_{13} & -P_1 & P_1B_{2i} \\ * & Y_{22} & Y_{23} & 0 & P_2B_{2i} \\ * & * & Y_{33} & P_3 & 0 \\ * & * & * & -\gamma^2 I & 0 \\ * & * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_r(t) \\ e_x(t) \\ x_r(t) \\ r(t) \\ \delta(t) \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.54}$$

Où

$$\begin{aligned}
Y_{11} &= A_i^T P_1 + P_1 A_i + k_j^T B_i^T P_1 + P_1 B_i k_j + \Delta A_i^T(t) P_1 \\
&\quad + P_1 \Delta A_i(t) + k_j^T \Delta B_i^T(t) P_1 + P_1 \Delta B_i(t) k_j + Q \\
Y_{12} &= \Delta A_i^T(t) P_2 + k_j^T \Delta B_i^T(t) P_2 - P_1 \Delta B_i(t) k_j - P_1 B_i k_j \\
Y_{13} &= P_1 A_i - P_1 A_r + P_1 \Delta A_i(t) \\
Y_{22} &= A_i^T P_2 + P_2 A_i - P_2 L_i C_j - C_{ji}^T L_i^T P_2 - k_j^T \Delta B_i^T P_2 - P_2 \Delta B_i(t) k_j \\
Y_{23} &= P_2 \Delta A_i(t) \\
Y_{33} &= A_r^T P_3 + P_3 A_r
\end{aligned}$$

Afin de résoudre l'inégalité matricielle ci-dessus, nous réécrivons la matrice (2.54) sous forme d'une somme d'une matrice des termes constants et l'autre des termes incertains :

$$\begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} & -P_1 & P_1B_{2i} \\ * & A_{22} & 0 & 0 & P_2B_{2i} \\ * & * & A_{33} & P_3 & 0 \\ * & * & * & -\gamma^2 I & 0 \\ * & * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} & 0 & 0 \\ * & B_{22} & B_{23} & 0 & 0 \\ * & * & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & 0 & 0 \\ * & * & * & * & 0 \end{bmatrix} \prec 0 \tag{2.55}$$

Où

$$A_{11} = A_i^T P_1 + P_1 A_i + k_j^T B_i^T P_1 + P_1 B_i k_j + Q \qquad B_{11} = \Delta A_i^T(t) P_1 + P_1 \Delta A_i(t) + k_j^T \Delta B_i^T(t) P_1 + P_1 \Delta B_i(t) k_j$$
$$A_{12} = -P_1 B_i k_j \qquad B_{12} = \Delta A_i^T(t) P_2 + k_j^T \Delta B_i^T(t) P_2 - P_1 \Delta B_i(t) k_j$$
$$A_{13} = P_1 A_i - P_1 A_r \qquad B_{13} = P_1 \Delta A_i(t)$$
$$A_{22} = A_i^T P_2 + P_2 A_i - P_2 L_i C_j - C_j^T L_i^T P_2 \qquad B_{22} = -k_j^T \Delta B_i^T P_2 - P_2 \Delta B_i(t) k_j$$
$$A_{33} = A_r^T P_3 + P_3 A_r \qquad B_{23} = P_2 \Delta A_i(t)$$

En introduisant de nouvelles variables $N = P^{-1}$, $X_j = k_j P_1^{-1}$ et $W_j = P_2 L_i$, après en multipliant à gauche et à droite de (2.55) par diag[P_1^{-1} I I I I], en obtient les nouvelles expressions de (2.55) :

$$A_{11} = N^T A_i^T + A_i N + X_j^T B_i^T + B_i X_j + NQN \qquad B_{11} = N^T \Delta A_i^T(t) + \Delta A_i(t) N + X_j^T \Delta B_i^T(t) + \Delta B_i(t) X_j$$
$$A_{12} = -B_i X_j \qquad B_{12} = N^T \Delta A_i^T(t) + X_j^T \Delta B_i^T(t) - \Delta B_i(t) X_j$$
$$A_{13} = A_i N - A_r N \qquad B_{13} = \Delta A_i(t) N$$
$$A_{22} = A_i^T P_2 + P_2 A_i - W_i C_j - C_j^T W_i^T \qquad B_{22} = -X_j^T \Delta B_i^T - \Delta B_i(t) X_j$$
$$A_{33} = A_r^T P_3 + P_3 A_r \qquad B_{23} = \Delta A_i(t) N$$

Ensuite, en utilisant la structure des incertitudes définie dans (2.17), le terme avec des incertitudes dans (2.55) devient:

$$\begin{bmatrix} H_i \\ H_i \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} F_1 \begin{bmatrix} E_{ai} N & 0 & E_{ai} N & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} N^T E_{ai}^T \\ 0 \\ N^T E_{ai}^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} F_1^T \begin{bmatrix} H_i^T & H_i^T & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
$$+ \begin{bmatrix} H_i \\ H_i \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} F_2 \begin{bmatrix} E_{bi} X_j & -E_{bi} X_j & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_j^T E_{bi}^T \\ -X_j^T E_{bi}^T \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} F_2^T \begin{bmatrix} H_i^T & H_i^T & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad (2.56)$$

Maintenant en utilisant le lemme 5 sur les termes incertains (2.56) nous avons :

$$
\begin{aligned}
&\mu_1^{-1}\begin{bmatrix} H_i \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} H_i^T & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}+\mu_1\begin{bmatrix} N^T E_{ai}^T \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} E_{ai} N & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
&+\mu_2^{-1}\begin{bmatrix} 0 \\ H_i \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 & H_i^T & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}+\mu_2\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ N^T E_{ai}^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 & 0 & E_{ai} N & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
&+\mu_3^{-1}\begin{bmatrix} H_i \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} H_i^T & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}+\mu_3\begin{bmatrix} X_j^T E_{bi}^T \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} E_{bi} X_j & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
&+\mu_4^{-1}\begin{bmatrix} 0 \\ H_i \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 & H_i^T & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}+\mu_4\begin{bmatrix} 0 \\ -X_j^T E_{bi}^T \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 & -E_{bi} X_j & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}
\end{aligned}
\tag{2.57}
$$

Apres avoir introduit (2.57) dans (2.55) et en appliquant le complément de schur, nous obtenons LMI (2.47). L'approche développée, représente une condition directement sous forme LMI qui peut être résolue en une seule étape avec les algorithmes d'optimisation.

2.5 Exemple de simulation

Cette section est réservée aux exemples de simulation pour démontrer l'efficacité des conditions obtenues dans les théorèmes ci-avant, nous allons considérer une représentation T-S du modèle non linéaire du pendule inversé et le modèle T-S d'un système éolien. Ces exemples sont implémentés sur Matlab en utilisant LMI ToolBox **[Nem, 1995]**.

2.5.1 Exemple 1

Pour illustrer l'efficacité des résultats de relaxation obtenus dans (2.11), (2.32) et (2.47), nous allons appliquer les approches proposées sur un système éolien qui est formé par une turbine, un arbre d'entrainement, un multiplicateur et une machine à double alimentation (MADA) **[Ham, 2015]**.

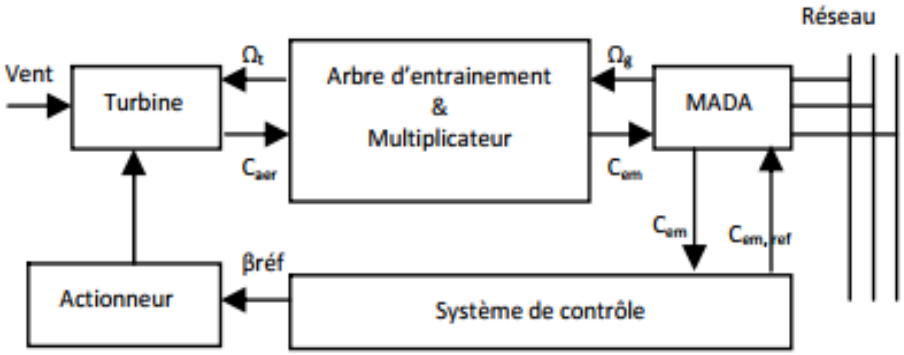

Figure 2-3: Schéma de contrôle d'un système éolien connecté

Le modèle du système considéré peut être mis sous la forme d'une équation d'état **[Bou, 2012] [Cha, 2010]**:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(z)x(t) + Bu(t) + B_2 V(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \tag{2.58}$$

Où $x(t) = \left[\theta_s \quad \Omega_r \quad \Omega_g \quad \beta\right]^T \quad u = \left[\beta_d, \Omega_z\right]^T \quad y = \Omega_g$

$$A(z) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ -\frac{K_s}{J_r} & -\frac{B_s}{J_r} & \frac{B_s}{J_r} & \frac{T_{r\beta}(z_0)}{J_r} \\ \frac{K_s}{J_g} & \frac{B_s}{J_g} & -\frac{(B_s + B_g)}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{B_g}{J_g} \\ \frac{1}{\tau} & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{rv}(z_0)}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$z = [V, \beta]^T$$

Avec

Tableau 2-1: Paramètres du système

Terme	Signification	Unité
θ_s	L'angle de torsion	[rad]
Ω_r	La vitesse du rotor	[rad/s]
Ω_g	La vitesse du générateur	[rad/s]
β	L'angle d'orientation des pales	[rad]
β_d	L'angle d'orientation des pales désirée	[rad]
Ω_z	La vitesse de fonctionnement	[rad/s]
K_s	L'élasticité é des arbres d'entrainement	[m]
B_s	Coefficient de frottement de l'arbre/nacelle	[Nms/rad]
B_g	Coefficient de frottement de la MADA	[Nms/rad]
J_r	Inertie de mass du côté du rotor	[kg.m^2]
J_g	Inertie de mass du côté du générateur	[kg.m^2]
V	La vitesse du vent	[m/s]
$T_{r\beta}$	couple aérodynamique d'orientation des pales	[N.m]
T_{rv}	Le couple aérodynamique de la vitesse	[N.m]

D'après l'équation (2.58) le couple aérodynamique T_r est une fonction non linéaire dépendante de la vitesse du vent (V) et de l'angle d'orientation des pales (β). La vitesse du rotor doit être maintenue autour d'une vitesse nominale pour extraire le maximum de puissance.

Afin d'obtenir les meilleures performances possibles du système éolien (2.58), nous allons modéliser ce système par une représentation T-S définie dans **[Oud, 2008]**.

- La représentation T-S du système (2.58)

L'avantage de cette représentation est que le modèle linéarisé est directement lié aux fluctuations du vent, qui sont considérées comme des perturbations externes. On peut donc commander le système indépendamment de la vitesse moyenne du vent.

Pour les deux non linéarités qui sont en fonction de V et β, la base comporte quatre règles de type 'si- alors'. Dans ce cas, le modèle global du système (2.58) est donné par :

$$\begin{aligned}
&\text{Si } \beta \text{ est } F_1^1 \text{ et } V \text{ est } F_2^1 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_1 x + B_1 u + B_{21} V \\ y = Cx \end{cases} \\
&\text{Si } \beta \text{ est } F_1^1 \text{ et } V \text{ est } F_2^2 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_2 x + B_2 u + B_{22} V \\ y = Cx \end{cases} \\
&\text{Si } \beta \text{ est } F_1^2 \text{ et } V \text{ est } F_2^1 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_3 x + B_3 u + B_{23} V \\ y = Cx \end{cases} \\
&\text{Si } \beta \text{ est } F_1^2 \text{ et } V \text{ est } F_2^2 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_4 x + B_4 u + B_{24} V \\ y = Cx \end{cases}
\end{aligned} \tag{2.59}$$

Donc le modèle peut être écrit sous la forme de l'équation (2.5).

Les fonctions d'appartenances du model T-S données comme suit **[Cha, 2010]** :

$$\begin{aligned}
h_1(z) &= F_1^1(\beta) F_2^1(V), \qquad h_2(z) = F_1^1(\beta) F_2^2(V) \\
h_3(z) &= F_1^2(\beta) F_2^1(V), \qquad h_4(z) = F_1^2(\beta) F_2^2(V)
\end{aligned} \tag{2.60}$$

$$\begin{aligned}
F_1^1(\beta) &= \frac{\beta - \beta_1}{\beta_2 - \beta_1}, \qquad F_1^2(\beta) = \frac{-\beta + \beta_1}{\beta_2 - \beta_1} \\
F_2^1(V) &= \frac{V - V_1}{V_2 - V_1}, \qquad F_2^2(V) = \frac{-V + V_2}{V_2 - V_1}
\end{aligned} \tag{2.61}$$

Les variables de la turbine éolienne sont supposés variant dans la plage de fonctionnement:

$$V_1 \le V \le V_2, \quad \beta_1 \le \beta \le \beta_2 \tag{2.62}$$

La vitesse du vent, engendre des perturbations sur la vitesse de la MADA. Ceci peut causer des vibrations du système et des effets néfastes sur l'arbre d'entrainement. Pour surmonter ce problème, nous allons utiliser la technique H∞ qui permet l'élimination de l'effet du vent sur le fonctionnement du système. Pour ce faire nous avons considéré le vent comme perturbations :

$$\delta(t) = V(t) \tag{2.63}$$

Les paramètres du système T-S :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ -\frac{K_s}{J_r} & -\frac{B_s}{J_r} & \frac{B_s}{J_r} & \frac{T_{r\beta 1}}{J_r} \\ \frac{K_s}{J_g} & \frac{B_s}{J_g} & -\frac{(B_s+B_g)}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix} \qquad A_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ -\frac{K_s}{J_r} & -\frac{B_s}{J_r} & \frac{B_s}{J_r} & \frac{T_{r\beta 2}}{J_r} \\ \frac{K_s}{J_g} & \frac{B_s}{J_g} & -\frac{(B_s+B_g)}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix}$$

$$A_2 = A_1, A_4 = A_3$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{B_g}{J_g} \\ \frac{1}{\tau} & 0 \end{bmatrix} \qquad B_{21} = B_{23} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{rv1}}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$B_{22} = B_{24} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{rv2}}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$B = B_1 = B_2 = B_3 = B_4 \quad C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad C = C_1 = C_2 = C_3 = C_4$$

Afin de stabiliser le système décrit par (2.5) et valider l'approche proposée en (2.11), une simulation pour atténuer les perturbations générées par le vent a été réalisée.

Les valeurs numériques :

$$K_s = 1.566 * 10^6 \text{ N/m}, \tau = 100 \text{ ms}$$
$$B_s = 3029.5 \text{ Nms/rad}, B_g = 15.993 \text{ Nms/rad}$$
$$J_r = 830000 \text{ Kg.m}^2, J_g = 5.9 \text{ Kg.m}^2$$

L'angle des pales est $-2\text{deg} \leq \beta \leq 24\text{deg}$.

Le résultat, obtenu à l'aide de l'outil LMI Toolbox du Matlab, est donné par les matrices de gains du contrôleur et de l'observateur suivantes:

$$\begin{aligned} k_1 &= \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0001 \\ 0.0070 & 0.2916 & 0.6577 & 0.0000 \end{bmatrix} \\ k_2 &= \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0001 \\ 0.0070 & 0.2916 & 0.6577 & 0.0000 \end{bmatrix} \\ k_3 &= \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0001 \\ 0.0070 & 0.2916 & 0.6577 & 0.0000 \end{bmatrix} \\ k_4 &= \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0001 \\ 0.0070 & 0.2916 & 0.6577 & 0.0000 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.64)$$

$$\begin{aligned} L_1 &= 1.0\text{e}+003 \begin{bmatrix} -0.0005 \\ -2.6140 \\ -3.7418 \\ -4.9220] \end{bmatrix}, L_2 = 1.0\text{e}+003 \begin{bmatrix} -0.0005 \\ -2.614 \\ -3.7418 \\ -4.9220 \end{bmatrix} \\ L_3 &= 1.0\text{e}+003 \begin{bmatrix} -0.0005 \\ -2.6140 \\ -3.7418 \\ -4.9220 \end{bmatrix}, \; L_4 = 1.0\text{e}+003 \begin{bmatrix} -0.0005 \\ -2.6140 \\ -3.7418 \\ -4.9220 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.65)$$

et le taux d'atténuation minimisé est γ=0.6

D'après la représentation d'état du modèle non linéaire, nous remarquons que les variables d'état β et θ_s ne sont pas mesurables. C'est cela pour que nous ayons synthétisé un multi observateur pour estimer les variables non mesurables.

Les gains obtenus par le théorème (2.11) sont plus conservatifs par rapport aux résultats donnés par **[Cha, 2010]** de point de vue de la robustesse vis-à-vis des perturbations. En d'autres termes l'approche mène à des solutions fiables pour garantir la stabilité et les performances H∞.

Les résultats des figures (2-4), (2-5), (2-6) illustrent les simulations du théorème (2.11) effectuées pour une commande PDC avec observateur flou basé sur l'approche H ∞.

On constate que les performances de stabilité et de robustesse sont assurées ainsi que la convergence de l'observateur. La figure (2-4) montre La variation de la vitesse angulaire du générateur d'un système éolien y est la vitesse mesurée et y_{est} est la vitesse estimée. La figure (2-5) présente les fonctions d'appartenances, et la figure (2-6) montre le profil de la vitesse du vent, dans notre cas nous avons travaillé sur le vent fort entre 14~28m/s.

Pour avoir une puissance maximale il faut que la vitesse de l'éolienne soit au voisinage de la vitesse optimale. L'approche proposée permettant d'atteindre cet objectif.

Nous constatons également que les performances stabilité sont bien satisfaites. L'approche LMI directe permet ainsi de procurer des gains plus performants.

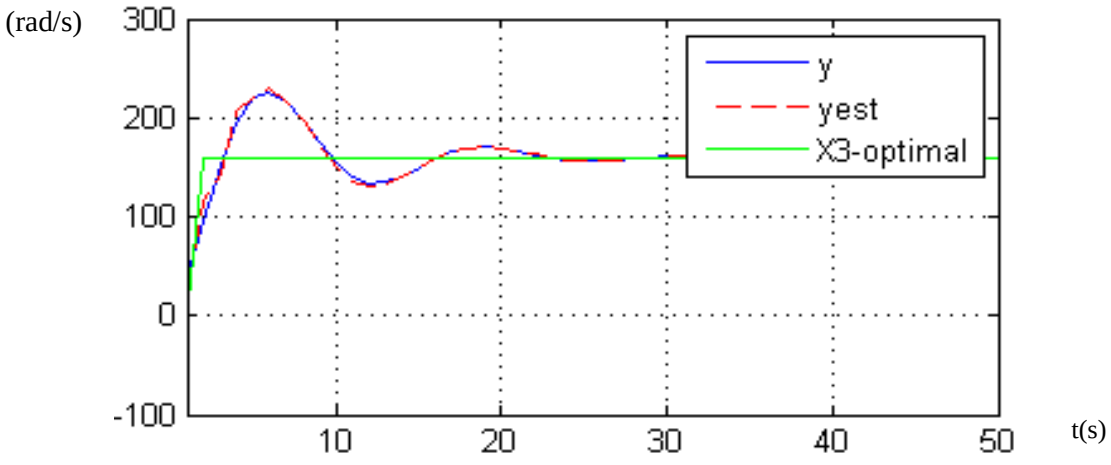

Figure 2-4: La variation de la vitesse angulaire du générateur (rad/s)

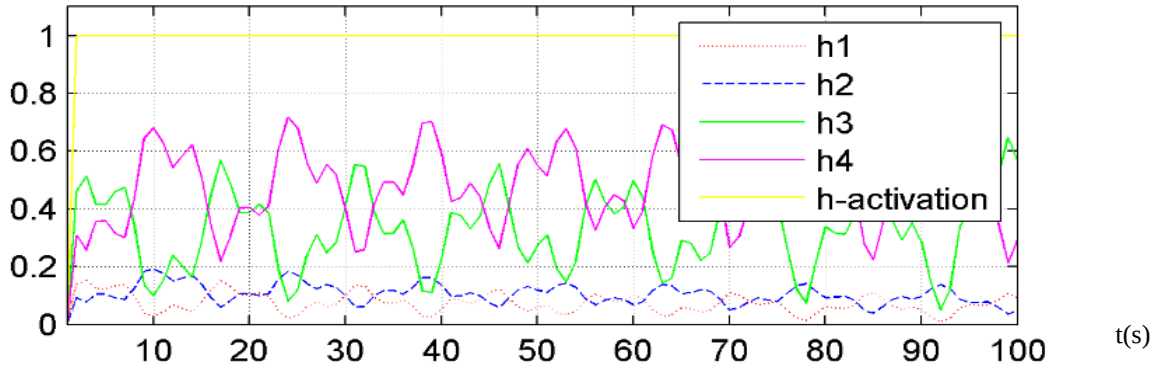

Figure 2-5: Les fonctions d'appartenances

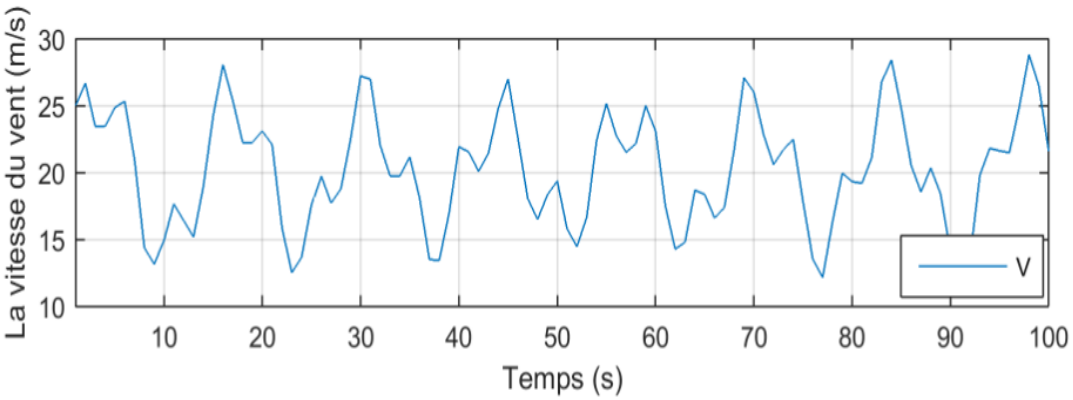

Figure 2-6: Le profil de la vitesse du vent entre [14~28m/s]

Considérons le système incertain perturbé (2.27), pour stabiliser ce système nous avons appliqué le théorème (2.32). On considère une représentation T-S du modèle non linéaire du système éolien décrit dans la partie précédente. Il est impossible d'obtenir un modèle mathématique exacte d'un système dynamique vu sa complexité, c'est pour cette raison il est nécessaire de prendre en compte les incertitudes inhérentes à la modélisation.

Pour illustrer l'intérêt de la prise en compte de ces incertitudes dans la synthèse de la loi de commande, on utilise la loi de commande obtenue à l'aide des conditions du théorème (2.32). La simulation est effectuée à l'aide de l'outil LMI Toolbox du Matlab. Les gains obtenus en utilisant ces conditions sont :

$$
\begin{aligned}
k_1 &= \begin{bmatrix} 201.4459 & -0.1641 & -0.6362 & -87.968 \\ -458.6499 & 0.3550 & 1.4367 & 196.1004 \end{bmatrix} \\
k_2 &= \begin{bmatrix} 201.4459 & -0.1641 & -0.6362 & -87.968 \\ -458.6499 & 0.3550 & 1.4367 & 196.1004 \end{bmatrix} \\
k_3 &= \begin{bmatrix} 20.4376 & -0.1607 & -0.6362 & -87.971 \\ -458.6265 & 0.3458 & 1.4367 & 196.1073 \end{bmatrix} \\
k_4 &= \begin{bmatrix} 201.4332 & -0.1590 & -0.3662 & -87.972 \\ -458.6141 & 0.3412 & 1.4367 & 196.1106 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{2.66}
$$

$$
\begin{aligned}
L_1 &= \begin{bmatrix} 0.0339 \\ 0.0364 \\ 17.8635 \\ 0.0055 \end{bmatrix}, L_2 = \begin{bmatrix} 0.0339 \\ 0.0364 \\ 17.8635 \\ 0.0055 \end{bmatrix} \\
L_3 &= \begin{bmatrix} 0.0339 \\ 0.0364 \\ 17.8635 \\ 0.0055 \end{bmatrix}, L_4 = \begin{bmatrix} 0.0339 \\ 0.0364 \\ 17.8635 \\ 0.0055 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{2.67}
$$

Avec le critère de performance H∞ minimisé :

γ=0.6

Les resultats de simulations sont presentés dans la figure (2-7) , (2-8) et (2-9), la figure (2-7) presente l'evolution de la sortie du système incertein et perturbé qui represente la vitesse angulaire du générateur et la vitesse estimée. L'approche proposée avec incertitudes montre sa validité en terme de stabilité et de performance H∞. Le modèle ainsi développé, prend en considération les incertitudes dues à la modélisation. D'apres la figure (2-7) nous pouvons conclure que le système reste stable et converge vers la trajectoire desirée, ce qui montre l'efficacité de l'approche proposée. La figure (2-8) presente les courbes des fonctions d'appartenances et la figure (2-9) illustre le profil de la vitesse du vent.

Les résultats de simulation ont prouvé que l'approche proposée avec amélioration de des conditions est en mesure d'offrir une bonne convergence de la réponse du système et de garantir la stabilité de celui-ci, en dépit de l'existence des perturbations et des incertitudes dans le système et quel que soit les variations de la vitesse du vent.

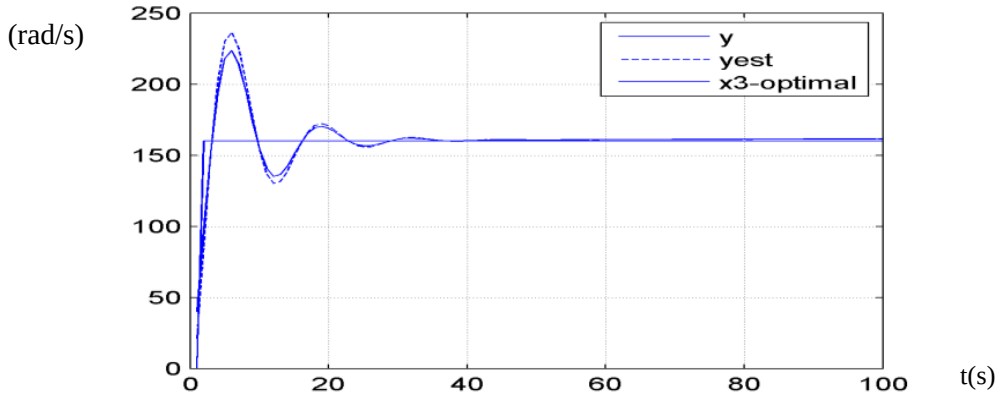

Figure 2-7: La variation de la vitesse angulaire du générateur (rad/s) en présence d'incertitude

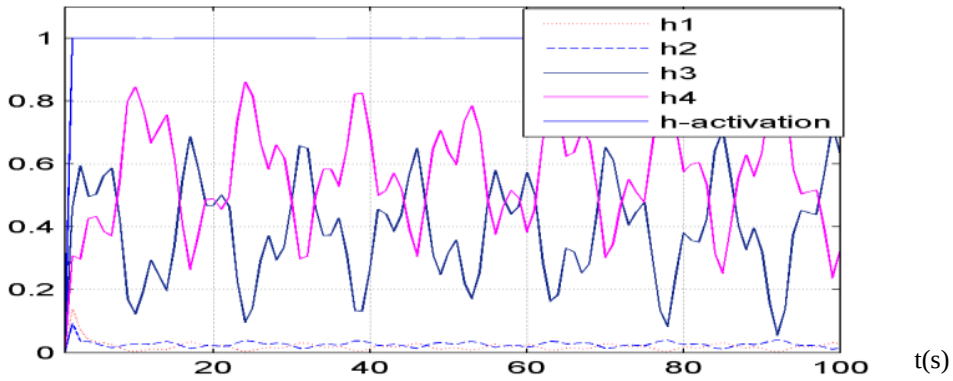

Figure 2-8: Les fonctions d'appartenances

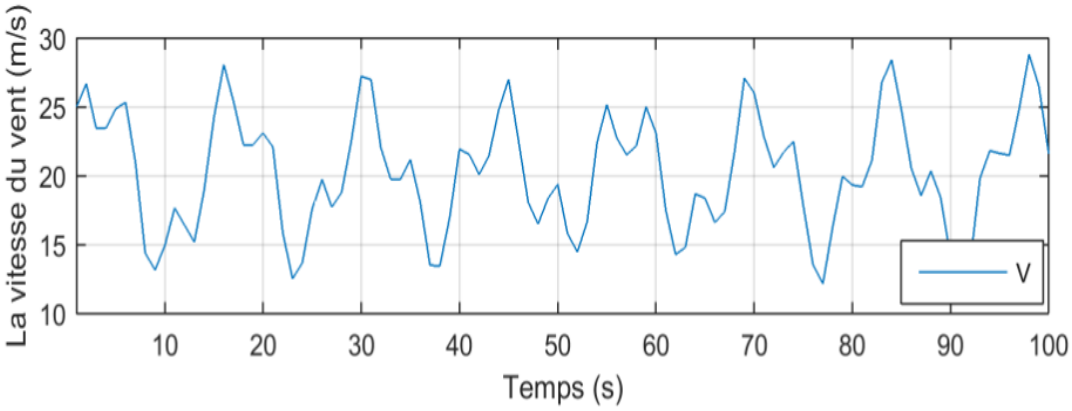

Figure 2-9: Le profil du vent entre [14~28m/s]

Pour montrer les performances en poursuite avec l'approche LMI du théorème (2.47), on considère toujours le modèle T-S du système éolien décrit dans l'exemple 1 représenté par le système incertain et perturbé (2.38). Ce modèle tient compte des incertitudes dues à la modélisation. En définissant le vecteur d'état $x(t) = \begin{bmatrix} \theta_s & \Omega_r & \Omega_g & \beta \end{bmatrix}^T$ et le vecteur de commande $u = \begin{bmatrix} \beta_d, \Omega_z \end{bmatrix}^T$, le vecteur d'état de référence à suivre est défini par $x_r(t) = \begin{bmatrix} \theta_{rs} & \Omega_{rr} & \Omega_{gr} & \beta_r \end{bmatrix}^T$ ce modèle de référence est défini dans **[Har, 2015]**. L'objectif de la poursuite idéale consiste à ajuster à chaque instant la commande de sorte que la sortie du système y suive la sortie du modèle de référence y_r avec une erreur de poursuite qui tend vers zéro. Pour satisfaire cet objectif nous avons appliqué l'observateur sur le système global.

Les gains de contrôleurs et d'observateurs obtenus sont donnés par les matrices suivantes :

$$
\begin{aligned}
k_1 &= \begin{bmatrix} -0.0000 & -0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ -0.0003 & -0.0000 & -0.0457 & -0.0000 \end{bmatrix} \\
k_2 &= \begin{bmatrix} -0.0000 & -0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ -0.0003 & -0.0000 & -0.0457 & -0.0000 \end{bmatrix} \\
k_3 &= \begin{bmatrix} -0.0000 & -0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ -0.0003 & -0.0000 & -0.0457 & -0.0000 \end{bmatrix} \\
k_4 &= \begin{bmatrix} -0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0000 \\ -0.0003 & -0.0000 & -0.0568 & -0.0000 \end{bmatrix}
\end{aligned}
\tag{2.68}
$$

$$
\begin{aligned}
L_1 &= \begin{bmatrix} 0.0003 \\ 0.0000 \\ 0.0764 \\ 0.0000 \end{bmatrix}, L_2 = \begin{bmatrix} 0.0003 \\ 0.0000 \\ 0.0764 \\ 0.0000 \end{bmatrix} \\
L_3 &= \begin{bmatrix} 0.0003 \\ 0.0000 \\ 0.0764 \\ 0.0000 \end{bmatrix}, L_4 = \begin{bmatrix} 0.0004 \\ 0.0000 \\ 0.0877 \\ 0.0000 \end{bmatrix}
\end{aligned}
\tag{2.69}
$$

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de l'approche proposée avec un taux d'atténuation de γ=0.3442.

La figure (2-10) présente la sortie du système, la sortie du modèle de références et la sortie estimée. La simulation effectuée illustre la poursuite de trajectoire de la vitesse angulaire du générateur. Il est clair que la courbe suit sa référence. On peut donc déduire que les conditions appliquées assurent de bonnes performances en termes de poursuite et peut garantir la stabilité.

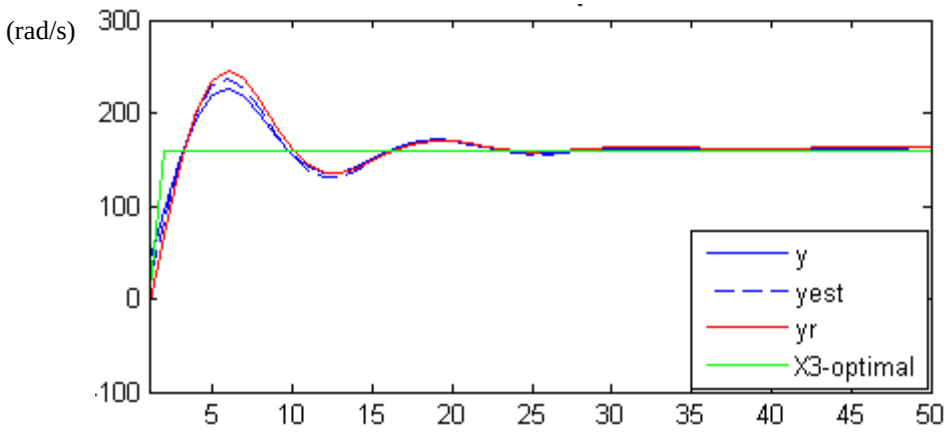

Figure 2-10: Poursuite en vitesse angulaire du générateur (rad/s)

2.5.2 Exemple 2

Pour valider l'approche proposée en (2.19) et illustrer les performances du contrôleur flou et l'observateur flou pour le système (2.16), considérons à titre d'exemple le problème d'équilibre d'un pendule inversé sur un chariot **[Xia, 1998]**. Les équations de mouvement pour le dispositif de pendule inversé sont :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \dfrac{1.0}{[(M+m)(J+ml^2)-m^2l^2\cos^2 x_1]}[-f_1(M+m)x_2 - m^2l^2x_2^2\sin x_1\cos x_1 \\ + f_0 mlx_4\cos x_1 + (M+m)mgl\sin x_1 - ml\cos x_1 u] \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = \dfrac{1.0}{[(M+m)(J+ml^2)-m^2l^2\cos^2 x_1]}[-f_1 mlx_2\cos x_1 + (J+ml^2)mlx_2^2\sin x_1 \\ - f_0(J+ml^2)x_4 - m^2gl^2\sin x_1\cos x_1 + (J+ml^2)u] \end{cases} \quad (2.70)$$

Les paramètres du pendule inversé sont donnés au tableau suivant:

Tableau 2-2 : Paramètres du pendule inversé

Terme	Signification	Unité
x_1	L'angle du pendule par rapport à la verticale	[rad]
x_2	La vitesse angulaire	[rad/s]
x_3	Le déplacement du chariot	[m]
x_4	La vitesse	[m/s]
G	La constante de pesanteur	$[m/s^2]$
M	La masse du pendule	[kg]
M	La masse du chariot	[kg]
f_0	Facteur de frottement de chariot	$[N/ms^{-1}]$
f_1	Facteur de frottement du pendule	$[N/rads^{-1}]$
L	La longueur du pendule	[m]
J	Le moment d'inertie	$[kgm^2]$
U	La force appliquée au chariot	[N]

Avec

$$M = 1.3282\,\text{kg} \qquad f_1 = 0.00756\,\text{N/rad/s}$$

$$m = 0.22\,\text{kg} \qquad J = 0.0044963\,\text{kgm}^2$$

$$f_0 = 22.915\,\text{N/m/s} \qquad l = 0.304\,\text{m}$$

Règle 1:

$$\text{Si} \quad x_1(t) \quad \text{est proche de 0} \qquad \text{Alors} \quad \begin{cases} \dot{x}(t) = A_1 x(t) + B_1 u(t) \\ y(t) = C_1(t) \end{cases} \tag{2.71}$$

Règle 2:

$$\text{Si} \quad x_1(t) \quad \text{est proche de } \pm\boldsymbol{\pi/3} \qquad \text{Alors} \quad \begin{cases} \dot{x}(t) = A_2 x(t) + B_2 u(t) \\ y(t) = C_2 x(t) \end{cases} \tag{2.72}$$

Le système étudié est décrit par l'équation (2.16) dont les paramètres est défini comme suit :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 \\ a_{21} & a_{22} & 0.0 & a_{24} \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \\ a_{41} & a_{42} & 0.0 & a_{44} \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 \\ a'_{21} & a'_{22} & 0.0 & a'_{24} \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \\ a'_{41} & a'_{42} & 0.0 & a'_{44} \end{bmatrix} \quad B_1 = \begin{bmatrix} 0.0 \\ b_2 \\ 0.0 \\ b_4 \end{bmatrix} \quad B_2 = \begin{bmatrix} 0.0 \\ b'_2 \\ 0.0 \\ b'_4 \end{bmatrix}$$

$$C_1 = C_2 = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 \end{bmatrix}$$

$$a_{21} = (M+m)\,mgl/a \qquad a_{41} = -m^2 gl^2/a$$

$$a_{22} = -f_1(M+m)/a \qquad a_{42} = f_1 ml/a$$

$$a_{24} = f_0 ml/a \qquad a_{44} = -f_0(J+ml^2)/a$$

$$b_2 = -ml/a \qquad b_4 = (J+ml^2)/a$$

$$a = (M+m)(J+ml^2) - m^2 l^2$$

$$a'_{21} = \frac{3\sqrt{3}}{2\pi} f_1(M+m)\,mgl/a' \qquad a'_{41} = -\frac{3\sqrt{3}}{2\pi} m^2 gl^2 \cos 60^\circ /a'$$

$$a'_{22} = -f_1(M+m)/a' \qquad a'_{42} = f_1 ml\cos 60^\circ /a'$$

$$a'_{24} = f_0 ml\cos 60^\circ /a' \qquad a'_{44} = -f_0(J+ml^2)/a'$$

$$b'_2 = -ml\cos 60^\circ /a' \qquad b'_4 = (J+ml^2)/a'$$

$$a' = (M+m)(J+ml^2) - m^2 l^2 (\cos 60^\circ)^2$$

Les paramètres incertains **[Kwo, 2012] [Lah, 2018]** sont définis par:

$$E_{11} = E_{12} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 23 & -0.246 & 0 & 12.8 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0.38 & 0.0051 & 0 & -6.2 \end{bmatrix}$$

$$H_1 = H_2 = \begin{bmatrix} -0.2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 \end{bmatrix}$$

Les fonctions d'appartenances sont définies comme suit :

$$h_1(x_1(t)) = \left\{1.0 - \frac{1.0}{1.0 + e^{-7.0[x_1(t) - \pi/6]}}\right\} \cdot \frac{1.0}{1.0 + e^{-7.0[x_1(t) + \pi/6]}}$$

$$h_2(x_1(t)) = 1.0 - h_1[x_1(t)]$$

Les conditions du théorème (2.19) sont donc utilisées afin de prendre en compte les incertitudes du modèle dans la synthèse de la loi de commande. Les gains obtenus en utilisant ces conditions sont:

$$\begin{aligned} k_1 &= [-69.1679 \quad -12.8245 \quad -6.6685 \quad -33.9422] \\ k_2 &= [-145.2253 \quad -30.0898 \quad -8.8434 \quad -37.5585] \end{aligned} \tag{2.73}$$

$$L_1 = \begin{bmatrix} -0.03007 & 0.0451 \\ 28.5090 & 0.0003 \\ -0.0432 & 0.5000 \\ -21.3529 & 1.0557 \end{bmatrix} \tag{2.74}$$

$$L_2 = \begin{bmatrix} 0.8646 & 0.392 \\ 22.2164 & 0.0003 \\ -0.0375 & 0.5000 \\ 2.9717 & 1.0484 \end{bmatrix} \tag{2.75}$$

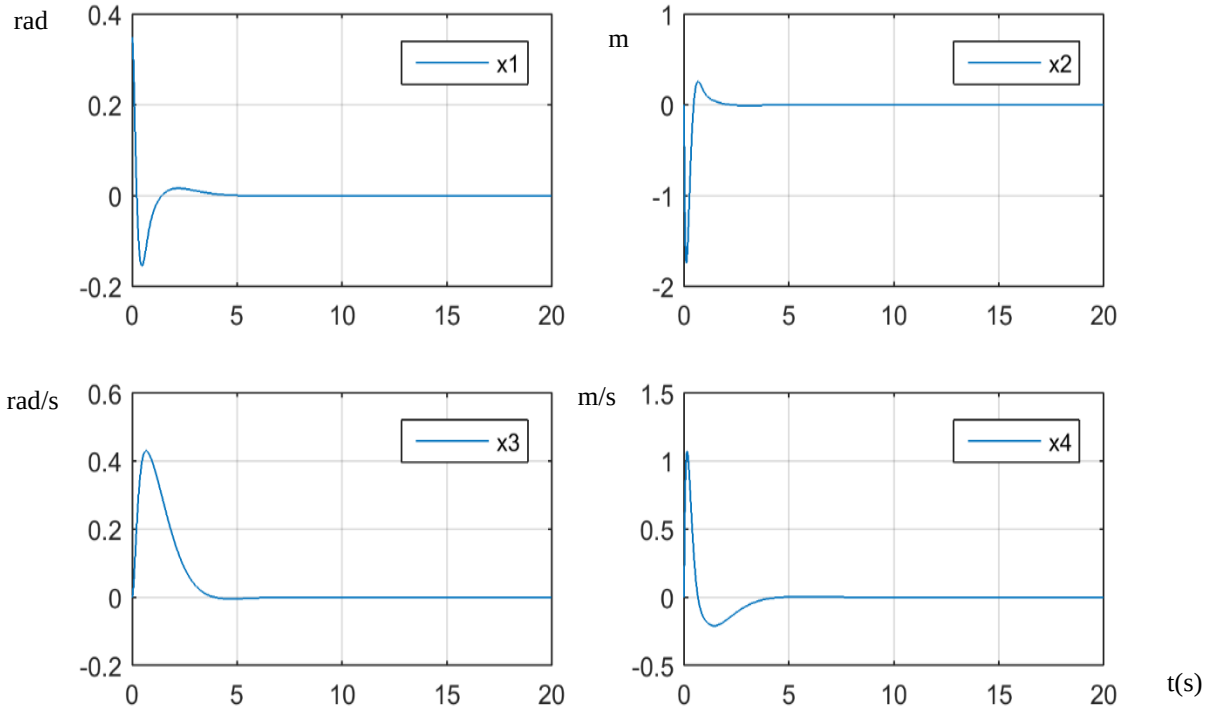

Figure 2-11: Les états du modèle incertain

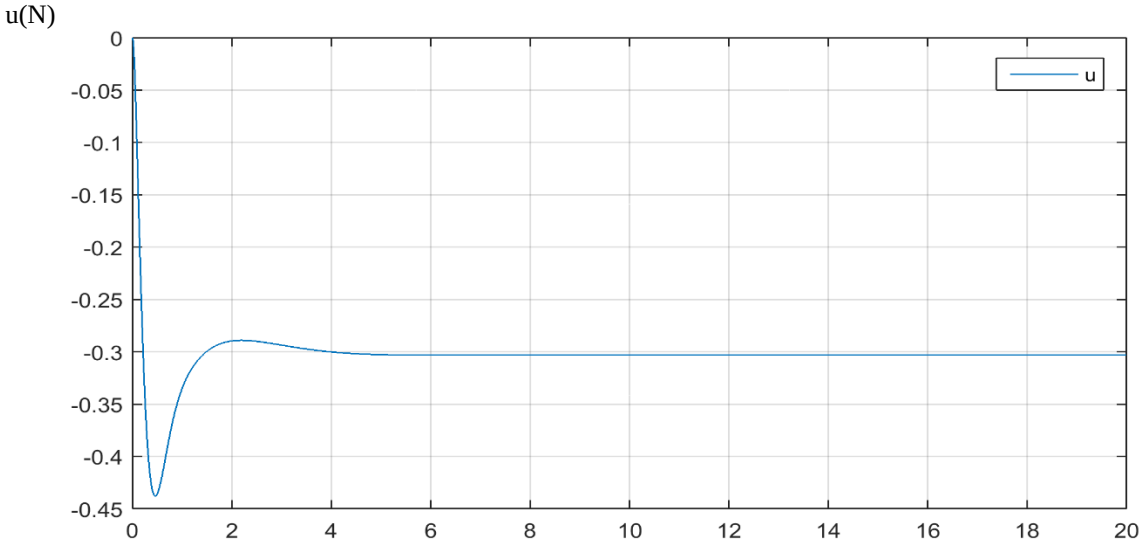

Figure 2-12: La commande du modèle incertain

La figure 2-11 présente l'évolution temporelle des vecteurs d'état du système incertain avec les conditions initiales $x_1(0) = 20^\circ, x_2(0) = x_3(0) = x_4(0) = 0.0$. Nous constatons que le contrôleur obtenu stabilise le système avec un temps moyen de convergence de l'ordre de 4s. La figure (2.12) illustre le signale de commande. Nous constatons également que la performance en terme de stabilité est meilleur par rapport celle issue de la méthode de synthèse explicitée dans **[Xia, 1998]**, qui de plus ne tenait pas compte des incertitudes du système. L'approche LMI directe permet ainsi de procurer des gains plus performants.

2.6 Conclusion

Le travail présenté dans ce chapitre porte sur la commande assurant la stabilité pour les systèmes non linéaire incertains et perturbés représentés par des modèles T-S. Nous avons abordé le problème de stabilisation et de contrôle d'un système éolien en présence des incertitudes et des perturbations externes. Ensuite, nous avons élaboré la synthèse de commande robuste d'un modèle T-S éolien perturbé pour assurer la stabilité en se basant sur l'approche H∞ qui consiste à minimiser l'effet des perturbations générées par le vent. Ainsi, les conditions suffisantes de stabilité ont été présentées dans ce chapitre. Ces dernières se basent sur la théorie de Lyapunov, la commande par retour d'état PDC et l'observateur flou et sont écrites sous la forme de LMI afin d'être résolues par les outils classiques de l'optimisation convexe. L'accent a également été mis sur le problème du suivi de trajectoire des systèmes T-S en tenant compte les incertitudes dues à la modélisation et les perturbations externes. Des conditions sous forme des LMIs ont été proposées pour assurer le suivi de trajectoire et garantir la stabilité du système traité.

Pour chaque cas étudié, des exemples ont été présentés pour montrer l'efficacité des approches proposées. Ces dernières se sont avérées conservatives en termes de stabilité de contrôle et de performances H∞.

La plupart des travaux de recherche effectués dans l'automatique traitent les perturbations extérieures sur toute la plage des fréquences, ce qui est engendre une perte de précision aux termes de stabilité. Dans la pratique, de nombreux systèmes physiques peuvent être affectés par des perturbations extérieures dans des intervalles de fréquences bien précises. Dans l'objectif de développer une autre approche de stabilisation pour les systèmes T-S perturbés, nous essayerons

dans le chapitre suivant d'étudier la stabilisation des systèmes T-S perturbés dans un domaine fréquentiel fini.

Chapitre 3 : Commande des modèles T-S perturbés dans un domaine fréquentiel fini

3.1 Introduction

Dans la littérature, la plupart des travaux se sont focalisés sur les problèmes de la commande robuste, l'observation et le filtrage. Ceci est motivé par le fait que la recherche a connu un développement important au niveau matériels et logiciels. Une part importante de ces travaux traite les perturbations extérieures sur toute la plage des fréquences, ceci génère une perte de précision au niveau de la stabilité, de la conception des filtres et de la commande. Dans ce chapitre nous allons traiter les problèmes de la commande robuste des modèles T-S et de la commande avec observateur T-S dans des intervalles de fréquences bien précises **[Amr, 2019]**.

Les systèmes de conversion d'énergie éolienne sont des systèmes physiques qui peuvent être affectés par des perturbations extérieures dans des gammes de fréquences bien précises, alors, la commande de ces systèmes dans une bande complète des fréquences peut introduire une certaine restriction au niveau de la performance du système de commande. Cependant, le lemme Kalman Yakubovich-Popove (KYP) traite les propriétés sur tout le domaine de fréquences. Pour étudier ce problème dans une bande des fréquences précises, les chercheurs ont développé une nouvelle version du lemme Kalman-Yakubovich-Popove (KYP) généralisé. La synthèse de la loi de commande dans le domaine des fréquences finies a reçu une attention importante vu son efficacité en termes de stabilité et de contrôle **[Xu, 2016] [Wan, 2015] [Amr, 2018] [Amr, 2019]**. Le travail présenté dans ce chapitre s'intéresse au développement des nouvelles conditions dans le domaine des fréquences finies en se basant sur le lemme Kalman-Yakubovich-Popove (KYP) généralisé. Ces conditions sont données sous forme des Inégalités Matricielles Linéaires (LMI) afin de les résoudre par les algorithmes d'optimisation convexe.

3.2 Commande robuste dans un domaine fréquentiel fini

Cette partie traite le problème de contrôle dans un domaine fréquentiel fini des systèmes éoliens représenté par le modèle T-S. Lorsque les perturbations des systèmes se produisent dans une gamme de fréquences finies qui est connue à l'avance, il vaut mieux contrôler le système sur un domaine fréquentiel bien précis et non pas sur toute la plage des fréquences, pour obtenir des résultats plus performants et plus conservatifs.

3.2.1 Formulation du problème

La formulation du problème dans ce chapitre est similaire à celle donnée dans le chapitre précèdent, la seule nouveauté dans ce chapitre est l'étude du système T-S perturbé dans un domaine fréquentiel fini en se basant sur le lemme du Kalman-Yakubovich-Popove (KYP) généralisé.

La représentation T-S du système éolien est bien détaillé en exemple 1 du chapitre 2, avec l'équation du système T-S perturbé donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))[A_i x(t) + B_i u(t) + B_{2i}\delta(t)] \\ y(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \tag{3.1}$$

$i = 1,2,.....,r$

Où $\delta(t)$ est une perturbation externe inconnue avec une borne supérieure $\delta_{\sup} \geq \|\delta(t)\|$

$x(t) \in \Re^n$ représente le vecteur d'état, $u(t) \in \Re^m$ est le vecteur commande, et $y(t) \in \Re^q$ est le vecteur de sortie du système. A_i, B_i, B_{2i}, C_i les paramètres du système éolien sont donnés dans l'exemple 1 du chapitre 2.

L'objectif est de concevoir une loi de commande de modèle T-S perturbé, basée sur la technique de fréquence finie et le lemme KYP généralisé **[Yan, 2011]**, qui assure la stabilité du système globale (3.1).

La structure de la commande utilisée est donnée comme suit :

$$u(t) = -\sum_{j=1}^{r} h_j(z(t)) k_j x(t) \tag{3.2}$$

En remplaçant (3.2) dans (3.1) nous obtenons le système augmenté suivant :

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))(\overline{A}x(t) + \overline{B}\,\delta(t)) \\ y(t) &= \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))C_i x(t) \end{aligned} \tag{3.3}$$

$(1 \le i \prec j \le r)$

Avec $\overline{A} = A_i - B_i k_j$ et $\overline{B} = B_{2i}$

L'objectif est de développer des nouvelles conditions de stabilité dans un domaine de fréquences finies. Pour ce faire les deux conditions suivantes doivent être satisfaites :

- Le système (3.3) est asymptotiquement stable
- Pour un réel $\gamma > 0$ donné, l'indice de fréquence finie pour chaque intervalle de fréquences est décrit par :

$$\int_{\Delta} \chi(\omega)^T \chi(\omega) d\omega \le \gamma^2 \int_{\Delta} \delta(\omega)^T \delta(\omega) d\omega$$

Δ est défini dans le tableau (3.1) :

Tableau 3-1: Domaines fréquentiels utilisés

	Basse fréquence (BF)	**Moyenne fréquence (MF)**	**Haute fréquence (HF)**
Δ	$\lvert\omega\rvert \le \omega_l$	$\omega_1 \le \omega \le \omega_2$	$\lvert\omega\rvert \ge \omega_h$

Avec ω_1, ω_2 sont respectivement les bornes inférieure et supérieure du domaine fréquentiel concerné.

Lemme 3.1 : (KYP) généralisé **[Iwa, 2005]**

Soit le système linéaire (3.3), étant donné les matrices $(\overline{A}, \overline{B}, C)$ et $\gamma>0$ un scalaire positif. Le système (3.3) est asymptotiquement stable et la condition des fréquences finies est satisfaite s'il existe des matrices hermitiennes $P = P^T, Q = Q^T \succ 0$ tels que :

$$\begin{bmatrix} \overline{A} & \overline{B} \\ I & 0 \end{bmatrix}^T \Xi \begin{bmatrix} \overline{A} & \overline{B} \\ I & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \tag{3.4}$$

- Pour les basses fréquences (BF) $|\omega| \le \omega_1$:

$$\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P \\ P & \omega_1^2 Q \end{bmatrix} \tag{3.5}$$

- Pour les moyennes fréquences (MF) $\omega_1 \le \omega \le \omega_2$:

$$\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P + j\omega_c Q \\ P - j\omega_c Q & -\omega_1\omega_2 Q \end{bmatrix} \tag{3.6}$$

$$\omega_c = \frac{\omega_1 + \omega_2}{2}$$

- Pour les hautes fréquences (HF) $|\omega| \ge \omega_h$:

$$\Xi = \begin{bmatrix} Q & P \\ P & -\omega_h^2 Q \end{bmatrix} \tag{3.7}$$

Lemme (3.2): [Apk, 2001]

Soit une matrice symétrique $\Omega \in \Re^{m\times m}$ et deux matrices Γ, Π de dimensions appropriées, il existe une matrice F telle que l'inégalité suivante est validé :

$$\Omega + \Gamma F \Pi + \Pi^T F \Gamma^T < 0 \tag{3.8}$$

Si et seulement si les inégalités de projection par rapport à F sont satisfaites

$$\Gamma^{\perp} \Omega \Gamma^{\perp T} < 0 \tag{3.9}$$

$$\Pi^{\perp} \Omega \Pi^{\perp T} < 0 \tag{3.10}$$

Considérant le cas des moyennes fréquences, en utilisant les lemmes (3.1) et (3.2), ce problème peut être formulé en termes des inégalités matricielles linaires, ce qui peut garantir la stabilité asymptotique et les performances à fréquences finies de l'ensemble du système (3.3), comme indiqué dans le théorème 3.1.

Théorème 3.1 **[Lah, 2019]** :

Le système (3.3) est asymptotiquement stable avec un niveau d'atténuation $\gamma > 0$ dans un domaine fréquentiel fini, à condition qu'il existe des matrices hermitiennes $P, \tilde{Q} \succ 0$, une matrice définie positive $\tilde{Y} \succ 0$ et des matrice X_j,F telles que les conditions suivantes (3.11) et (3.12) sont vérifiées

$$\begin{bmatrix} -\tilde{Q}-\bar{F}^T-\bar{F} & \Psi_{12} & B_{2i}\bar{F}^T & 0 & \omega_c\tilde{Q} & 0 \\ * & \Psi_{22} & B_{2i}\bar{F}^T & \omega_c\tilde{Q} & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2 I & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & -\tilde{Q}-\bar{F}^T-\bar{F} & \Psi_{45} & B_{2i}\bar{F}^T \\ * & * & * & * & \Psi_{55} & B_{2i}\bar{F}^T \\ * & * & * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (3.11)$$

$$\begin{bmatrix} -\bar{F}^T-\bar{F} & \tilde{Y}+A_i\bar{F}^T-B_iX_j-\bar{F} \\ * & A_i\bar{F}^T-B_iX_j+\bar{F}A_i^T-X_j^TB_i^T \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (3.12)$$

$$\Psi_{22}=\Psi_{55}=-\omega_1\omega_2\tilde{Q}+A_i\bar{F}^T-B_iX_j+\bar{F}A_i^T-X_j^TB_i^T$$

$$\Psi_{12}=\Psi_{45}=\tilde{P}+A_i\bar{F}^T-B_iX_j-\bar{F}$$

Avec :

$$\tilde{Q}=\bar{F}Q\bar{F}^T$$

$$\tilde{P}=\bar{F}P\bar{F}^T$$

$$X_j=k_j\bar{F}^T$$

Preuve 3.1

Considérons le cas des moyennes fréquences, en utilisant le lemme 3.1 l'inégalité (3.4) devient :

$$\begin{bmatrix} \bar{A} & \bar{B} \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -Q & P+j\omega_cQ & 0 \\ P-j\omega_cQ & -\omega_1\omega_2Q & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{A} & \bar{B} \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \bar{A} & \bar{B} \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (3.13)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{A} & \bar{B} \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -Q & P+j\omega_cQ & 0 \\ P-j\omega_cQ & -\omega_1\omega_2Q & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{A} & \bar{B} \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (3.14)$$

En appliquant le lemme de projection, nous obtenons :

$$\begin{bmatrix} -Q & P+j\omega_c Q & 0 \\ P-j\omega_c Q & -\omega_1\omega_2 Q & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} I \\ I \\ 0 \end{bmatrix} F \begin{bmatrix} -I & \overline{A} & \overline{B} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -I & \overline{A} & \overline{B} \end{bmatrix}^T F^T \begin{bmatrix} I \\ I \\ 0 \end{bmatrix}^T \prec 0 \qquad (3.15)$$

Après le calcul de l'inégalité (3.15) nous avons :

$$\begin{bmatrix} -Q-F-F^T & P+j\omega_c Q+FA_i-FB_i k_j-F^T & FB_{2i} \\ * & -\omega_1\omega_2 Q+FA_i-FB_i k_j+A_i^T F^T-k_j^T B_i^T F^T & FB_{2i} \\ * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (3.16)$$

Afin de résoudre le problème des non linéarités, nous multiplions les deux coté de (3.16) par $\mathrm{diag}\{F^{-1} \quad F^{-1} \quad I\}$ et sa transposée à gauche et à droite avec les changement de variables $\tilde{Q} = \overline{F} Q \overline{F}^T$, $\tilde{P} = \overline{F} P \overline{F}^T$, $X_j = k_j \overline{F}^T$ et $\overline{F} = F^{-1}$ la nouvelle inégalité est donné comme suit :

$$\begin{bmatrix} -\tilde{Q}-\overline{F}^T-\overline{F} & \tilde{P}+j\omega_c\tilde{Q}+A_i\overline{F}^T-B_i X_j-\overline{F} & B_{2i}\overline{F}^T \\ * & -\omega_1\omega_2\tilde{Q}+A_i\overline{F}^T-B_i X_j+\overline{F}A_i^T-X_j^T B_i^T & B_{2i}\overline{F}^T \\ * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (3.17)$$

En appliquant le complément de Schur à l'inégalité (3.17) et après quelques manipulations, on obtient exactement l'inégalité (3.11).

Remarque 3.1

Notons que l'inégalité matricielle linéaire (3.17) présente des variables complexes, Selon **[Sun, 2011]**, LMI dans les variables complexes peuvent être transformées à une LMI de plus grande dimension dans les variables réelles. Cela signifie que :

$$N_1 + jN_2 \prec 0 \text{ est équivalent à } \begin{bmatrix} N_1 & N_2 \\ -N_2 & N_1 \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (3.18)$$

Considérons la fonction de Lyapunov pour l'étude de stabilité donnée sous la forme suivante :

$$\overline{A}^T Y + Y\overline{A} \prec 0 \qquad (3.19)$$

Nous pouvons écrire la fonction sous la forme suivante

$$\begin{bmatrix} \overline{A} \\ I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0 & Y \\ Y & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{A} \\ I \end{bmatrix} \prec 0 \tag{3.20}$$

Par application du lemme de projection (3.2) nous avons l'inégalité suivante :

$$\begin{bmatrix} 0 & Y \\ Y & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F \\ F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -I & \overline{A} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -I & \overline{A} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} F \\ F \end{bmatrix}^T \prec 0 \tag{3.21}$$

Avec $\overline{A} = A_i - B_i k_j$

En calculant (3.21) et en multipliant à gauche et droite l'inégalité par diag[F^{-1} F^{-1}] et sa transposée pour résoudre le problème de non linéarité, on obtient l'inégalité (3.12) du théorème 3.1.

L'approche ainsi développée, représente une condition directement sous forme de LMI, qui peut être résolue en une seule étape avec les algorithmes d'optimisation convexe.

L'objectif du théorème 3.1 est de garantir la stabilité asymptotique du système en boucle fermée (3.3) et de transformer la performance H∞ du système en boucle fermée du domaine temporel au domaine de fréquence.

3.2.2 Simulations et résultats

Considérons à nouveau l'exemple du système éolien représenté par le modèle T-S avec les valeurs numériques sont données dans l'exemple 1 du chapitre 2. Cette simulation a pour objectif d'évaluer les performances des conditions proposées.

En résolvant le problème d'optimisation LMI énoncé au théorème 3.1 dans le domaine fréquentiel [ω_1=1Hz, ω_2=8Hz], les gains du contrôleur obtenus ainsi que l'optimisation critère γ sont donnés par : $\gamma = 0.315$

$$
\begin{aligned}
k_1 &= 1.0e{+}04 * \begin{bmatrix} -0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0001 \\ 9.7918 & 0.0189 & -0.0190 & -0.0000 \end{bmatrix} \\
k_2 &= 1.0e{+}04 * \begin{bmatrix} -0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0001 \\ 9.7918 & 0.0189 & -0.0190 & -0.0000 \end{bmatrix} \\
k_3 &= 1.0e{+}04 * \begin{bmatrix} -0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0001 \\ 9.7918 & 0.0189 & -0.0190 & -0.0000 \end{bmatrix} \\
k_4 &= 1.0e{+}04 * \begin{bmatrix} -0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & -0.0001 \\ 9.7918 & 0.0189 & -0.0190 & -0.0000 \end{bmatrix}
\end{aligned}
\tag{3.22}
$$

Les figure (3-1) et (3-2) représentent respectivement la réponse temporelle de la vitesse du générateur en appliquant la commande PDC et l'approche proposée dans un domaine fréquentiel fini. Il est clair qu'avec l'approche T-S proposée à fréquences finies la convergence de l'état du système est assurée ainsi que les performances en termes de stabilité.

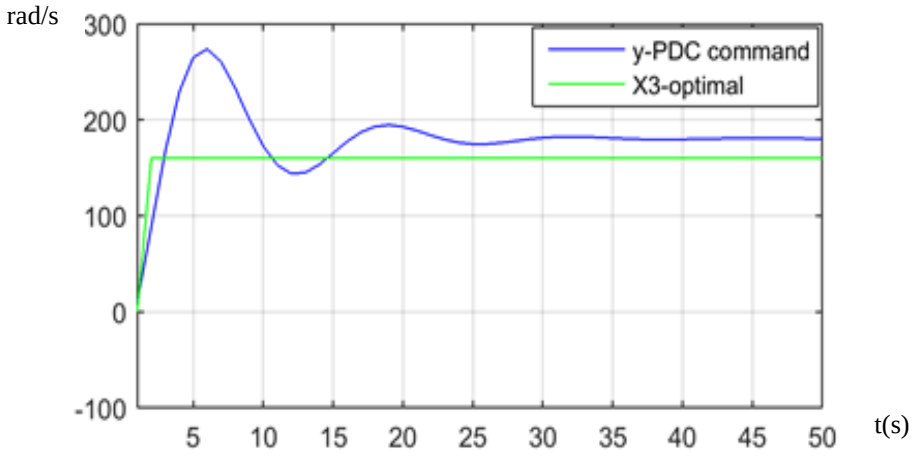

Figure 3-1: La variation de la vitesse angulaire du générateur avec la commande PDC

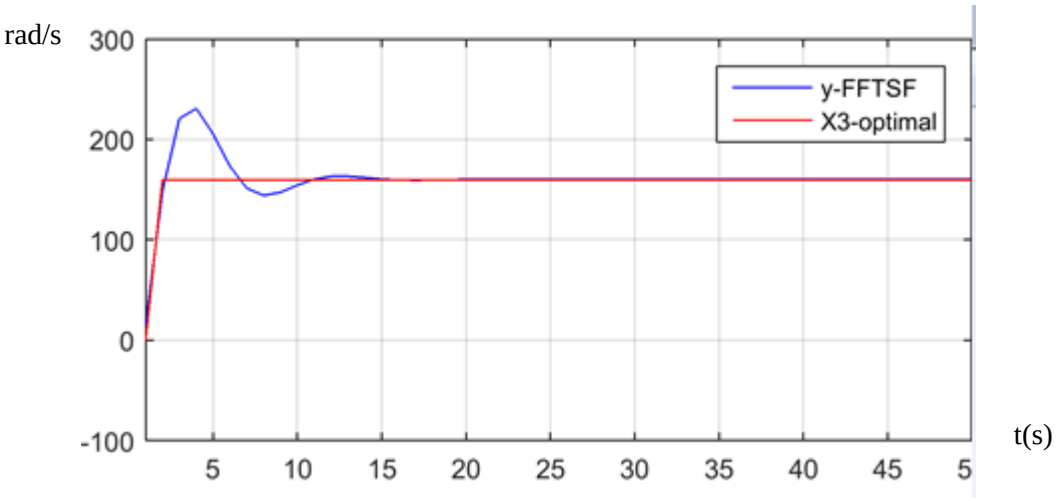

Figure 3-2: La variation de la vitesse angulaire du générateur à fréquences finies

En comparant les résultats de **[Lah, 2016]** avec les résultats obtenus, il est clair que l'approche proposée présente de bonnes performances et moins restrictifs par rapport aux résultats existants dans **[Lah, 2016]**. Il apparaît également que les résultats en terme de stabilité obtenus avec la commande dans le domaine fréquentiel finie sont légèrement meilleurs que ceux obtenus avec la commande PDC simple, puisque pour l'état des fréquences finies, la convergence est assurée rapidement.

Les figures (3-3) et (3-4) representent respectivement les fonction d'appartenances et le profil de la vitesse du vent (12m/s < V < 30m/s).

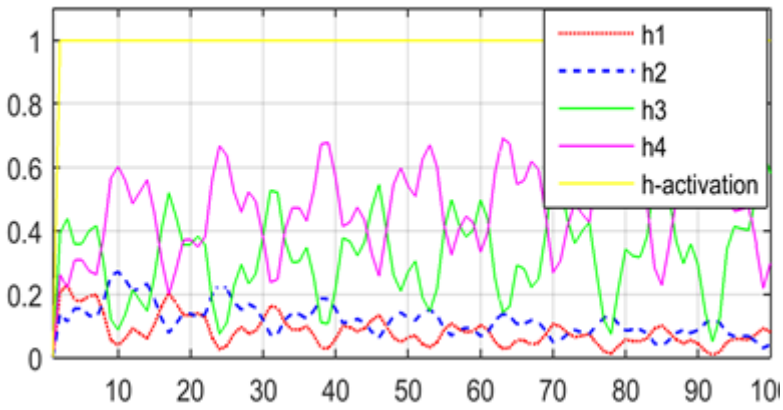

Figure 3-3: Les fonctions d'appartenances

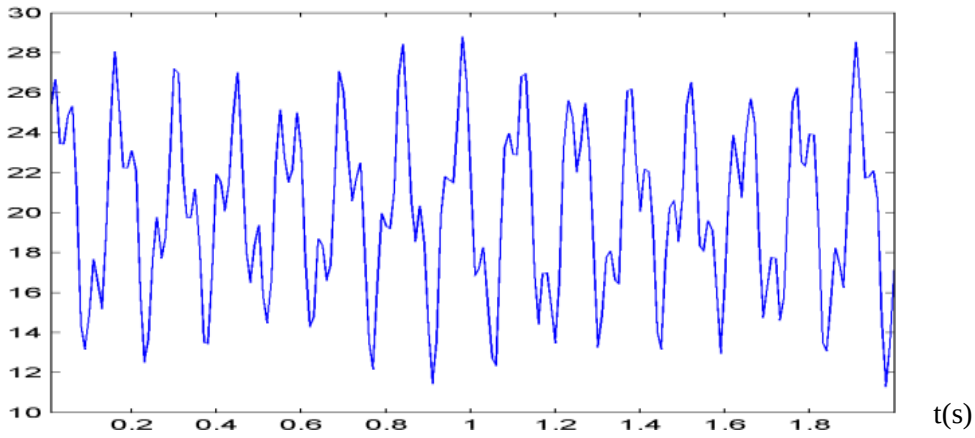

Figure 3-4: Le profil de la vitesse de vent m/s

3.3 Commande robuste des modèles T-S perturbés avec observateur dans un domaine fréquentiel fini

Dans cette partie, nous nous intéressons au problème de la commande robuste des systèmes T-S à base d'observateur dans un domaine fréquentiel fini. L'objectif est d'obtenir une nouvelle condition assurant la stabilité du système dans une gamme des fréquences finies. L'observateur Luenberger est utilisé pour estimer les états non mesurables du système non linéaire. Nous nous basons essentiellement sur le lemme de (KYP) généralisé qui a l'avantage de traiter les propriétés dans des gammes de fréquences bien précises.

3.3.1 Formulation du problème

Considérons à nouveau l'exemple de modèle mathématique du système éolien décrit dans l'exemple 1 du chapitre 2 est représenté par le modèle T-S par l'équation (3.1).

Dans le cas ou une partie des états du système n'est pas mesurables. Une solution consiste à considérer une commande à base d'observateur. Cette commande est alors choisie pour les systèmes T-S sous la forme suivante :

$$u(t) = -\sum_{j=1}^{r} h_j(z(t))k_j\hat{x}(t) \qquad (3.23)$$

où la dynamique de l'observateur est donné par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))[A_i\hat{x}(t) + B_i u(t) + L_i(y(t) - \hat{y}(t))] \\ \hat{y}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))[C_i\hat{x}(t)] \end{cases} \tag{3.24}$$

En combinant l'équation de commande (2.23) et celle de l'observateur (2.24), tout en définissant l'erreur d'estimation $e_x(t) = x(t) - \hat{x}(t)$, les équations suivantes sont obtenues :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))\left[(A_i - B_i k_j)x(t) + B_i k_j e(t) + B_{2i}\delta(t)\right] \\ \dot{e}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))\left[(A_i - L_i C_j)e(t) + B_{2i}\delta(t)\right] \end{cases} \tag{3.25}$$

Le système à état augmenté (2.26) est alors déduit :

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))[\overline{A}\tilde{x}(t) + \overline{B}\delta(t)] \tag{3.26}$$

Avec $$\dot{\tilde{x}}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{e}(t) \end{bmatrix} \quad \tilde{x}(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \end{bmatrix}$$

$$\overline{A} = \begin{bmatrix} A_i - B_i k_j & B_i k_j \\ 0 & A_i - L_i C_j \end{bmatrix} \quad \overline{B} = \begin{bmatrix} B_{2i} \\ B_{2i} \end{bmatrix}$$

L'objectif est de concevoir un contrôleur T-S basé sur la technique des fréquences finies et sur l'observateur flou qui stabilise le système augmenté, de telle sorte que les deux conditions suivantes soient satisfaites :

- Le système (3.26) est asymptotiquement stable
- Pour un réel $\gamma > 0$ donné, l'indice de fréquence finie pour chaque intervalle de fréquences est décrit par :

$$\int_{\omega} \chi(\omega)^T \chi(\omega) d\omega \leq \gamma^2 \int_{\omega} \delta(\omega)^T \delta(\omega) d\omega \tag{3.27}$$

Avec $\omega \in [\omega_1, \omega_2]$, ω_1,ω_2 sont respectivement les bornes inférieure et supérieure du domaine fréquentiel concerné.

$$\begin{cases} \omega \in \Re, & |\omega| \le \omega_1, & \omega_1 \ge 0 & \text{(BF)} \\ \omega \in \Re, & \omega_1 \le \omega \le \omega_2, & 0 \le \omega_1 \le \omega_2 & \text{(MF)} \\ \omega \in \Re, & |\omega| \ge \omega_h, & \omega_h \ge 0, & \text{(HF)} \end{cases} \tag{3.28}$$

BF, MF, HF sont respectivement les basses, les moyennes et les hautes fréquences.

La détermination des gains d'observateurs et de contrôleur dans un domaine fréquentiel fini s'appuie sur le théorème suivant.

Théorème 3.2 **[Lah, 2019]**

Le système (3.26) est asymptotiquement stable avec un niveau d'atténuation $\gamma > 0$ dans un domaine fréquentiel fini, à condition qu'il existe des matrices hermitiennes $\tilde{P} = \begin{bmatrix} \tilde{P}_1 & \tilde{P}_2 \\ * & \tilde{P}_3 \end{bmatrix}$, $\tilde{Q} = \begin{bmatrix} \tilde{Q}_1 & \tilde{Q}_2 \\ * & \tilde{Q}_3 \end{bmatrix} \succ 0$, une matrice définie positive $\tilde{Y} = \begin{bmatrix} \tilde{Y}_1 & \tilde{Y}_2 \\ * & \tilde{Y}_3 \end{bmatrix} \succ 0$ et des matrices X_j, Z_j et $F = \begin{bmatrix} F_1 & F_1 \\ F_1 & F_1 \end{bmatrix}$.

Alors, la propriété suivante est vérifiée pour $1 \le i \prec j \le r$: $\begin{cases} \Phi \prec 0 \\ \Psi \prec 0 \end{cases}$

(3.29)

Avec

$$\Phi = \begin{bmatrix} -\bar{F}_1^T - \bar{F}_1 & -\bar{F}_1^T - \bar{F}_1 & \Phi_{13} & \Phi_{14} \\ * & -\bar{F}_1^T - \bar{F} & \Phi_{23} & \Phi_{24} \\ * & * & \Phi_{33} & \Phi_{34} \\ * & * & * & \Phi_{44} \end{bmatrix} \prec 0$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} \Psi_{11} & \Psi_{12} & \Psi_{13} & \Psi_{14} & \bar{F}_1 B_{2i} \\ * & \Psi_{22} & \Psi_{23} & \Psi_{24} & \bar{F}_1 B_{2i} \\ * & * & \Psi_{33} & \Psi_{34} & 0 \\ * & * & * & \Psi_{44} & 0 \\ * & * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \tag{3.30}$$

Les termes de Φ sont donnés comme suit :

$$\begin{aligned}
\Phi_{13} &= \tilde{Y}_1 + A_i\bar{F}_1^T - B_iX_j - \bar{F}_1 \\
\Phi_{14} &= \tilde{Y}_2 + B_iX_j + A_i\bar{F}_1^T - C_iZ_j - \bar{F} \\
\Phi_{23} &= \tilde{Y}_2 + A_i\bar{F}_1^T - B_iX_j - \bar{F}_1 \\
\Phi_{24} &= \tilde{Y}_3 + B_iX_j + A_i\bar{F}_1^T - C_iZ_j - \bar{F}_1 \\
\Phi_{33} &= A_i\bar{F}_1^T - B_iX_j + \bar{F}_1A_i - X_j^TB_i^T \\
\Phi_{34} &= B_iX_j + X_j^TB_i^T + A_i^T\bar{F}_1^T + \bar{F}_1A_i - C_iZ_j - Z_j^TC_i^T \\
\Phi_{44} &= B_iX_j + X_j^TB_i^T + A_i^T\bar{F}_1^T + \bar{F}_1A_i - C_iZ_j - Z_j^TC_i^T
\end{aligned} \tag{3.31}$$

Les termes de Ψ sont donnés par les équations suivantes :

- Pour le domaine des basses fréquences (BF) $|\omega| \le \omega_1$

$$\begin{aligned}
\Psi_{11} &= -\tilde{Q}_1 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{12} &= -\tilde{Q}_2 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{13} &= \tilde{P}_1 + A_i\bar{F}_1^T - B_iX_j - \bar{F}_1 \\
\Psi_{14} &= \tilde{P}_2 + A_i\bar{F}_1^T - C_iZ_j - \bar{F}_1 + B_iX_j \\
\Psi_{22} &= -\tilde{Q}_3 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{23} &= \tilde{P}_2 + A_i\bar{F}_1^T - B_iX_j - \bar{F}_1 \\
\Psi_{24} &= \tilde{P}_3 + A_i\bar{F}_1^T - C_iZ_j - \bar{F}_1 + B_iX_j \\
\Psi_{33} &= \omega_1^2Q_1 + A_i\bar{F}_1^T - B_iX_j + \bar{F}_1A_i^T - X_j^TB_i^T \\
\Psi_{34} &= \omega_1^2\tilde{Q}_2 + B_iX_j + A_i\bar{F}_1^T - C_iZ_j + X_j^TB_i^T + \bar{F}_1A_i^T - Z_j^TC_i^T \\
\Psi_{44} &= \omega_1^2\tilde{Q}_3 + B_iX_j + A_i\bar{F}_1^T - C_iZ_j + X_j^TB_i^T + \bar{F}_1A_i^T - Z_j^TC_i^T
\end{aligned} \tag{3.32}$$

- Pour le domaine des moyennes fréquences (MF) $\omega_1 \le \omega \le \omega_2$

$$
\begin{aligned}
\Psi_{11} &= -\tilde{Q}_1 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{12} &= -\tilde{Q}_2 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{13} &= \tilde{P}_1 + j\omega_c Q_1 + A_i \bar{F}_1^T - B_i X_j - \bar{F}_1 \\
\Psi_{14} &= \tilde{P}_2 + j\omega_c Q_2 + A_i \bar{F}_1^T - C_i Z_j - \bar{F}_1 + B_i X_j \\
\Psi_{22} &= -\tilde{Q}_3 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{23} &= \tilde{P}_2 + j\omega_c Q_2 + A_i \bar{F}_1^T - B_i X_j - \bar{F}_1 \\
\Psi_{24} &= \tilde{P}_3 + j\omega_c Q_3 + A_i \bar{F}_1^T - C_i Z_j - \bar{F}_1 + B_i X_j \\
\Psi_{33} &= -\omega_1\omega_2 \tilde{Q}_1 + A_i \bar{F}_1^T - B_i X_j + \bar{F}_1 A_i^T - X_j^T B_i^T \\
\Psi_{34} &= -\omega_1\omega_2 \tilde{Q}_2 + B_i X_j + A_i \bar{F}_1^T - C_i Z_j + X_j^T B_i^T + \bar{F}_1 A_i^T - Z_j^T C_i^T \\
\Psi_{44} &= -\omega_1\omega_2 \tilde{Q}_3 + B_i X_j + A_i \bar{F}_1^T - C_i Z_j + X_j^T B_i^T + \bar{F}_1 A_i^T - Z_j^T C_i^T
\end{aligned}
\tag{3.33}
$$

- Pour le domaine des hautes fréquences (HF) $|\omega| \ge \omega_h$

$$
\begin{aligned}
\Psi_{11} &= -\tilde{Q}_1 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{12} &= -\tilde{Q}_2 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{13} &= \tilde{P}_1 + A_i \bar{F}_1^T - B_i X_j - \bar{F}_1 \\
\Psi_{14} &= \tilde{P}_2 + A_i \bar{F}_1^T - C_i Z_j - \bar{F}_1 + B_i X_j \\
\Psi_{22} &= -\tilde{Q}_3 - \bar{F}_1^T - \bar{F}_1 \\
\Psi_{23} &= \tilde{P}_2 + A_i \bar{F}_1^T - B_i X_j - \bar{F}_1 \\
\Psi_{24} &= \tilde{P}_3 + A_i \bar{F}_1^T - C_i Z_j - \bar{F}_1 + B_i X_j \\
\Psi_{33} &= -\omega_h^2 Q_1 + A_i \bar{F}_1^T - B_i X_j + \bar{F}_1 A_i^T - X_j^T B_i^T \\
\Psi_{34} &= -\omega_h^2 \tilde{Q}_2 + B_i X_j + A_i \bar{F}_1^T - C_i Z_j + X_j^T B_i^T + \bar{F}_1 A_i^T - Z_j^T C_i^T \\
\Psi_{44} &= -\omega_h^2 \tilde{Q}_3 + B_i X_j + A_i \bar{F}_1^T - C_i Z_j + X_j^T B_i^T + \bar{F}_1 A_i^T - Z_j^T C_i^T
\end{aligned}
\tag{3.34}
$$

Preuve 3.2

L'analyse de la performance en fréquences finies s'effectuera aux moyennes fréquences. La démonstration pour les basses et les hautes fréquences est similaire à celle des moyennes fréquences.

Considérons les matrices suivantes :

$$P=\begin{bmatrix} P_1 & P_2 \\ * & P_3 \end{bmatrix},\quad Q=\begin{bmatrix} Q_1 & Q_2 \\ * & Q_3 \end{bmatrix}\succ 0\quad Y=\begin{bmatrix} Y_1 & Y_2 \\ * & Y_3 \end{bmatrix}\succ 0\quad F=\begin{bmatrix} F_1 & F_1 \\ F_1 & F_1 \end{bmatrix} \tag{3.35}$$

En appliquant le lemme (3.35) du KYP généralisé, ceci conduit à :

$$\begin{bmatrix} \overline{A} & \overline{B} \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \Xi \begin{bmatrix} \overline{A} & \overline{B} \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix}\prec 0 \tag{3.36}$$

Pour les moyennes fréquences $\omega_1 \le \omega \le \omega_2$ nous avons :

$$\Xi=\begin{bmatrix} -Q_1 & -Q_2 & P_1+j\omega_c Q_1 & P_2+j\omega_c Q_2 & 0 & 0 \\ * & -Q_3 & P_2+j\omega_c Q_2 & P_3+j\omega_c Q_3 & 0 & 0 \\ * & * & -\omega_1\omega_2 Q_1 & -\omega_1\omega_2 Q_2 & 0 & 0 \\ * & * & * & -\omega_1\omega_2 Q_3 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & 0 \end{bmatrix} \tag{3.37}$$

Du lemme de projection (3.2) nous déduisons :

$$\Omega+\Gamma F\Pi+\Pi^T F\Gamma^T<0 \tag{3.38}$$

Avec $$\Gamma=\begin{bmatrix} I \\ I \\ 0 \end{bmatrix}\quad \Pi=\begin{bmatrix} -I & \overline{A} & \overline{B} \end{bmatrix}$$

et $$\Omega=\begin{bmatrix} -Q & P+j\omega_c Q & 0 \\ P-j\omega_c Q & -\omega_1\omega_2 Q & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix}$$

L'inégalité (3.38) peut être écrite sous la forme :

$$\begin{bmatrix} -Q & P+j\omega_c Q & 0 \\ P-j\omega_c Q & -\omega_1\omega_2 Q & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} I \\ I \\ 0 \end{bmatrix} F\begin{bmatrix} -I & \overline{A} & \overline{B} \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} -I & \overline{A} & \overline{B} \end{bmatrix}^T F^T \begin{bmatrix} I \\ I \\ 0 \end{bmatrix}^T \prec 0 \tag{3.39}$$

Après avoir calculé (3.39) et remplacé $P, Q, F, \overline{A}$ et $\overline{B}$ par leurs expressions, nous obtenons:

$$\zeta = \begin{bmatrix} -Q_1 - F_1 - F_1^T & -Q_2 - F_1 - F_1^T & \zeta_{13} & \zeta_{14} & F_1 B_{2i} \\ * & -Q_3 - F_1 - F_1^T & \zeta_{23} & \zeta_{24} & F_1 B_{2i} \\ * & * & \zeta_{33} & \zeta_{34} & 0 \\ * & * & * & \zeta_{44} & 0 \\ * & * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (3.40)$$

Avec

$$\begin{aligned} \zeta_{13} &= P_1 + j\omega_c Q_1 + F_1(A_i - B_i k_j) - F_1^T \\ \zeta_{14} &= P_2 + j\omega_c Q_2 + F_1 B_i k_j + F_1(A_i - L_i C_j) - F_1^T \\ \zeta_{23} &= P_2 + j\omega_c Q_2 + F_1(A_i - B_i k_j) - F_1^T \\ \zeta_{24} &= P_3 + j\omega_c Q_2 + F_1 B_i k_j + F_1(A_i - L_i C_j) - F_1^T \\ \zeta_{33} &= -\omega_1\omega_2 Q_1 + F_1(A_i - B_i k_j) + (A_i - B_i k_j)^T F_1^T \\ \zeta_{34} &= -\omega_1\omega_2 Q_2 + F_1 B_i k_j + F_1(A_i - L_i C_j) + k_j^T B_i^T F_1^T + (A_i - L_i C_j)^T F_1^T \\ \zeta_{44} &= -\omega_1\omega_2 Q_3 + F_1 B_i k_j + F_1(A_i - L_i C_j) + k_j^T B_i^T F_1^T + (A_i - L_i C_j)^T F_1^T \end{aligned} \qquad (3.41)$$

L'inégalité (3.40) contient des termes bilinéaires $F_1 B_i k_j$, $k_j^T B_i^T F_1$, afin de palier à ce problème nous effectuons une multiplication par la $\mathrm{diag}\{F_1^{-1} \quad F_1^{-1} \quad F_1^{-1} \quad F_1^{-1} \quad I\}$ et sa transposée de gauche et à droite de (3.40). Ensuite, et après un certain calcul nous effectuons un changement de variables pour résoudre le problème de bilinéarité cette fois ci dans le terme observateur

$L_j C_i = C_i G_j$

$L_j C_i F_1^{-T} = C_i G_j F_1^{-T} = C_i Z_j$

$\tilde{Q} = \bar{F} Q \bar{F}^T$, $\tilde{P} = \bar{F} P \bar{F}^T$, $X_j = k_j \bar{F}_1^T$, $\bar{F}_1 = F_1^{-1}$, $Z_j = L_j F_1^T$, et considérons la remarque 3.1 des variables complexes, nous obtenons l'inégalité (3.29) en terme de Ψ.

Pour étudier la stabilité du système (3.26), en considère la fonction de Lyapunov suivante :

$$\bar{A}^T Y + Y \bar{A} \prec 0 \qquad (3.41)$$

La fonction de Lyapunov réécrite ainsi sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \overline{A} \\ I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0 & Y \\ Y & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{A} \\ I \end{bmatrix} \prec 0 \tag{3.42}$$

En se basant sur le lemme de projection (3.2), nous pouvons écrire :

$$\begin{bmatrix} 0 & Y \\ Y & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F \\ F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -I & \overline{A} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -I & \overline{A} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} F \\ F \end{bmatrix}^T \prec 0 \tag{3.43}$$

Avec $Y = \begin{bmatrix} Y_1 & Y_2 \\ * & Y_3 \end{bmatrix} \succ 0 \quad F = \begin{bmatrix} F_1 & F_1 \\ F_1 & F_1 \end{bmatrix} \quad \overline{A} = \begin{bmatrix} A_i - B_i k_j & B_i k_j \\ 0 & A_i - L_i C_j \end{bmatrix}$

En remplaçant les matrices $Y, F, \overline{A}$ par leurs expressions, l'inégalité (3.43) ne peut conduire en l'état à des conditions LMI du fait de la présence des termes bilinéaires termes bilinéaires $F_1 B_i k_j$, $k_j^T B_i^T F_1$, comme précédemment pour résoudre ce problème de bilinéarité en suit le même raisonnement de (3.40) nous obtenons l'inégalité (3.29) pour assurer la stabilité, elle est donnée en terme de Φ. Avec le changement de variables $\tilde{Y} = \overline{F} Y \overline{F}^T$, $\overline{F} = F^{-1}$.

3.3.2 Exemple de simulation

Pour montrer les performances du contrôleur basé sur l'observateur avec l'approche LMI du théorème (3.2), nous considérons à nouveau une représentation T-S exacte du système éolien décrit dans le chapitre 2.

L'équation du système est donnée par (3.1) avec les règles floues et les paramètres du système écrit comme suit :

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^1 \text{ et } V \text{ est } F_2^1 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_1 x + B_1 u + B_{21} \delta \\ y = Cx \end{cases}$$

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^1 \text{ et } V \text{ est } F_2^2 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_2 x + B_2 u + B_{22} \delta \\ y = Cx \end{cases}$$

$$\text{Si} \quad \beta \text{ est } F_1^2 \text{ et } V \text{ est } F_2^1 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_3 x + B_3 u + B_{23}\delta \\ y = Cx \end{cases}$$

$$\text{Si} \quad \beta \text{ est } F_1^2 \text{ et } V \text{ est } F_2^2 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_4 x + B_4 u + B_{24}\delta \\ y = Cx \end{cases} \tag{3.44}$$

Les paramètres du système T-S :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ -\frac{K_s}{J_r} & -\frac{B_s}{J_r} & \frac{B_s}{J_r} & \frac{T_{r\beta 1}}{J_r} \\ \frac{K_s}{J_g} & \frac{B_s}{J_g} & -\frac{(B_s+B_g)}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix}$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ -\frac{K_s}{J_r} & -\frac{B_s}{J_r} & \frac{B_s}{J_r} & \frac{T_{r\beta 2}}{J_r} \\ \frac{K_s}{J_g} & \frac{B_s}{J_g} & -\frac{(B_s+B_g)}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix}$$

$$A_2 = A_1, A_4 = A_3$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{B_g}{J_g} \\ \frac{1}{\tau} & 0 \end{bmatrix} \qquad B_{21} = B_{23} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{rv1}}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$B_{22} = B_{24} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{rv2}}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$B = B_1 = B_2 = B_3 = B_4$$
$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad C = C_1 = C_2 = C_3 = C_4$$

Pour la commande du système éolien dans un domaine des fréquences finies, un observateur flou T-S est ajouté à la structure de commande afin d'extraire les états du système non mesurés. En résolvant le problème d'optimisation LMI énoncé au théorème (3.2). Les gains du contrôleur et les gains de l'observateur statiques sont donnés par :

$$\begin{aligned} k_1 &= \begin{bmatrix} 0.0007 & -0.0003 & 0.1156 & -0.0022 \\ -181.4361 & 19.5755 & 0.2852 & -2.4789 \end{bmatrix} \\ k_2 &= \begin{bmatrix} 0.0007 & -0.0004 & 0.1314 & -0.0043 \\ -181.6694 & 19.6006 & 0.3340 & -2.4821 \end{bmatrix} \\ k_3 &= \begin{bmatrix} 0.0007 & -0.0002 & 0.1161 & 0.0006 \\ -181.3347 & 19.5646 & 0.2856 & -2.4776 \end{bmatrix} \\ k_3 &= \begin{bmatrix} 0.0007 & -0.0003 & 0.1159 & -0.0026 \\ -181.2910 & 19.5599 & 0.2543 & -2.4769 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{3.45}$$

$$\begin{aligned} L_1 &= \begin{bmatrix} 0.0052 \\ 0.0001 \\ -0.2067 \\ -0.0806 \end{bmatrix}, \quad L_2 = \begin{bmatrix} -0.0004 \\ 0.0000 \\ -0.2209 \\ -0.0620 \end{bmatrix} \\ L_3 &= \begin{bmatrix} 0.00514 \\ 0.0001 \\ -0.2087 \\ -0.07020 \end{bmatrix}, \quad L_4 = \begin{bmatrix} 0.0055 \\ 0.0001 \\ -0.2044 \\ -0.0896 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{3.46}$$

Et l'optimisation du $\gamma = 0.110$

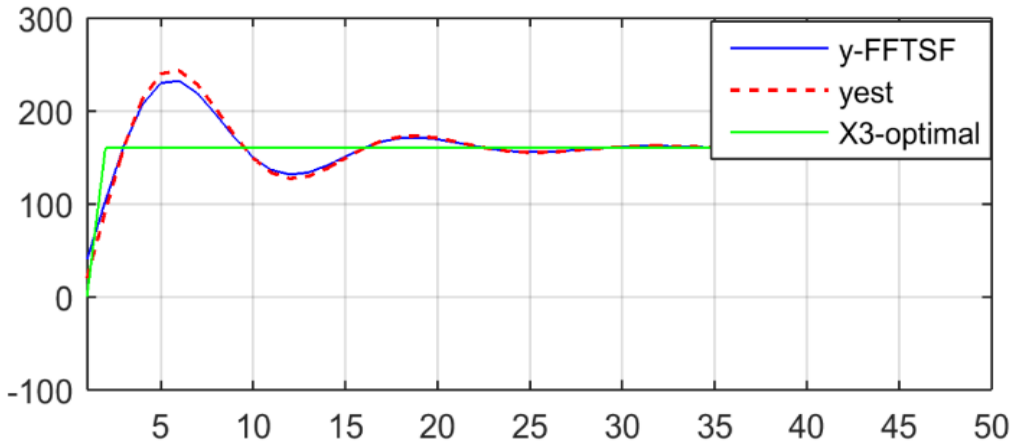

Figure 3-5: La variation de la vitesse angulaire de générateur à fréquences finies basée sur l'observateur

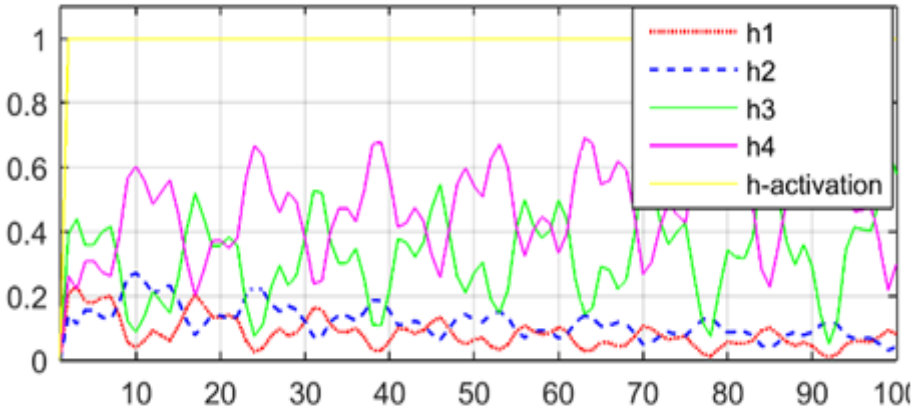

Figure 3-6: Les fonctions d'appartenances

En utilisant la structure de la commande et d'observateur proposée et malgré la présence des bruits générés par le vent, on constate que les performances du système sont assurées dans un domaine fréquentiel [ω_1=2Hz, ω_2=7Hz]. L'examen de la figure (3-5) obtenue montre bien la convergence du système vers l'état estimé. Il apparaît clairement que l'approche T-S basé sur l'observateur proposée assure la stabilité dans un domaine fréquentiel fini. La figure (3-6) représente les fonctions d'appartenance du système étudié.

D'après les figures obtenues, on peut remarquer que la sortie du système converge vers zéro, alors on peut conclure que l'approche proposée donne des résultats moins restrictifs.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé la stabilisation des systèmes T-S dans un domaine des fréquences finies ainsi que les conditions suffisantes de stabilité. Ces dernières se basent sur la théorie de Lyapunov et le lemme Kalman-Yakubovich-Popove (KYP) généralisé et sont écrites sous la forme de LMI afin d'être résolues par les outils classiques de l'optimisation convexe. Dans un premier temps, l'étude du contrôleur flou dans un domaine fréquentiel fini a été considérée en proposant des conditions de convergence relaxées basées sur le lemme de Kalman Yakubovich-Popove (KYP) généralisé. Dans un second temps, l'approche a été généralisée aux systèmes T-S en se basant sur l'observateur flou afin d'estimer les paramètres non mesurables des systèmes non linéaires. Dans chaque partie, l'exemple d'un système de conversion d'énergie éolienne ayant un comportement non linéaire a été considéré. Dans la partie restante de cette thèse, nous procédons à l'étude de la commande robuste basée sur les réseaux de neurones afin d'extraire les parties inconnues d'un système éolien.

Chapitre 4 : Commande robuste des modèles T-S à entrée retardée à base des Réseaux de Neurones

4.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons élaboré des nouvelles conditions de stabilisation afin de traiter le problème du contrôle et de la robustesse vis-à-vis des perturbations et des incertitudes du modèle d'un système de conversion d'énergie éolienne. Les conditions développées ont été validées par des simulations illustrées dans plusieurs figures. Ces derniers ont démontré les performances de ces approches proposées en termes de stabilité et de convergence.

Dans ce chapitre, afin d'attenuer les perturbations et les incertitudes pour le système étudié nous allons développer des nouvelles approches basées sur les réseaux de neurones et la loi de commande PDC. Les travaux déjà effectués au laboratoire, particulièrement les lois de commande à base des réseaux de neurones et de mode glissant permettent la réduction des perturbations et l'estimation des parties inconnues des systèmes non linéaire complexes, ces lois de commande sont appliquées sur deux exemples réels, il s'agit d'un robot à deux articulations et d'une éolienne, les résultats de ces travaux sont bien détaillés dans **[Mas, 2016] [Ber, 2015]**. Cependant, la principale contrainte de ces approches réside dans le temps de retard généré par l'apprentissage en ligne des réseaux de neurones. L'objectif dans ce travail et d'améliorer les études faites dans notre laboratoire de recherche en se focalisant sur l'élaboration des conditions de stabilisation à une entrée retardée afin d'assurer la stabilité et la robustesse vis-à-vis les perturbations.

Les résultats théoriques sont donnés sous la forme des LMIs, qui peuvent être résolus par un logiciel numérique standard, fournissant ainsi une méthodologie simple.

4.2 Commande robuste à base des réseaux de neurones à une entrée retardée

4.2.1 L'objectif de la commande a base des réseaux de neurones

Ce chapitre vise à développer un système de commande qui prend en compte les problèmes du retard produit par l'apprentissage en ligne des réseaux de neurones. En utilisant une fonction de Lyapunov, nous proposons des conditions de stabilisation par une commande de type PDC (Parallel Distributed Compensation), formulées en termes des LMIs, pour la dynamique des systèmes de conversion d'énergie éolienne incluant les problèmes liés au retard et aux pertes d'information. La représentation T-S de système étudié est de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))\left[A_i x(t) + B_i u(t) + B_{2i}\delta(t)\right] \\ y(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \tag{4.1}$$

Avec les règles floues:

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^1 \text{ et } V \text{ est } F_2^1 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_1 x + B_1 u + B_{21}\delta \\ y = Cx \end{cases}$$

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^1 \text{ et } V \text{ est } F_2^2 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_2 x + B_2 u + B_{22}\delta \\ y = Cx \end{cases}$$

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^2 \text{ et } V \text{ est } F_2^1 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_3 x + B_3 u + B_{23}\delta \\ y = Cx \end{cases}$$

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^2 \text{ et } V \text{ est } F_2^2 \quad \text{alors} \quad \begin{cases} \dot{x} = A_4 x + B_4 u + B_{24}\delta \\ y = Cx \end{cases} \tag{4.2}$$

Les paramètres du système T-S :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ -\frac{K_s}{J_r} & -\frac{B_s}{J_r} & \frac{B_s}{J_r} & \frac{T_{r\beta 1}}{J_r} \\ \frac{K_s}{J_g} & \frac{B_s}{J_g} & -\frac{(B_s+B_g)}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix} \qquad A_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ -\frac{K_s}{J_r} & -\frac{B_s}{J_r} & \frac{B_s}{J_r} & \frac{T_{r\beta 2}}{J_r} \\ \frac{K_s}{J_g} & \frac{B_s}{J_g} & -\frac{(B_s+B_g)}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix}$$

$$A_2 = A_1, A_4 = A_3$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{B_g}{J_g} \\ \frac{1}{\tau} & 0 \end{bmatrix} \qquad B_{21} = B_{23} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{rv1}}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad B_{22} = B_{24} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{rv2}}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$B = B_1 = B_2 = B_3 = B_4 \quad C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad C = C_1 = C_2 = C_3 = C_4$$

4.2.2 Structure du réseau des neurones utilisée

Pour éliminer les erreurs et les incertitudes dues à la modélisation, l'approche des réseaux de neurones est utilisée afin de minimiser l'erreur entre la sortie du système nominal et la sortie du système réel, de sorte que le terme inconnu $\xi(x, t)$ estimer par les réseaux de neurones doit être ajouté au système nominal pour que ce dernier soit plus proche de la réalité.

Avec $\hat{\xi}(x, w) = \xi(x, t)$ est le terme estimé par le réseau de neurone. L'erreur de prédiction par réseau de neurones est définie par :

$$e_{RN} = y_r(t) - y(t) \tag{4.3}$$

Où y(t) la sortie du système nominal, et $y_r(t) = y_n(t) + \hat{\xi}(x, w)$.

Le réseau de neurone considéré est un réseau perceptron multi-couches (PMC), qui est un type de réseau prédictif. La figure 4-1 montre l'architecture de réseau de neurones proposée avec la variable de sortie calculée par l'équation suivante :

$$\hat{\xi}(x, w) = \sum_{k=1}^{N} (w_k \sigma_c (\sum_{j=1}^{n} w_j x_j)) \tag{4.4}$$

Où $\sigma_c(\cdot)$ est la fonction d'activation, considérée comme une fonction tangente hyperbolique (tanh(.)). N et n sont respectivement le nombre de nœuds en couche cachée et le nombre d'entrées du réseau. w_k et w_j sont respectivement les poids entre a couche cachée et celle de sortie, et entre la couche cachée et celle de l'entrée du réseau.

Une fois la structure de réseau neurone fixée, on dispose d'un ensemble d'échantillons représentatif d'apprentissage qui est un ensemble des couples (entrée/sortie).

On commence l'opération d'apprentissage par un choix aléatoire des valeurs initiales des poids. A chaque étape, les échantillons sont présentés à l'entrée du réseau, après propagation, la sortie du réseau et l'erreur globale correspondante, sont disponibles, **[Mes, 2002]**. Par rétropropagation de l'erreur globale, les gradients de cette erreur par rapport à tous les poids sont calculés et les paramètres sont ajustés dans la direction opposée à celle de ces gradients de l'erreur globale E de façon à réduire l'écart de réseau de neurones selon :

$$\frac{dw}{dt} = -\eta_k \frac{\partial E}{\partial w} = -\eta_k \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial w} (e_{RN}^2) \tag{4.5}$$

Où η_k est le taux d'apprentissage.

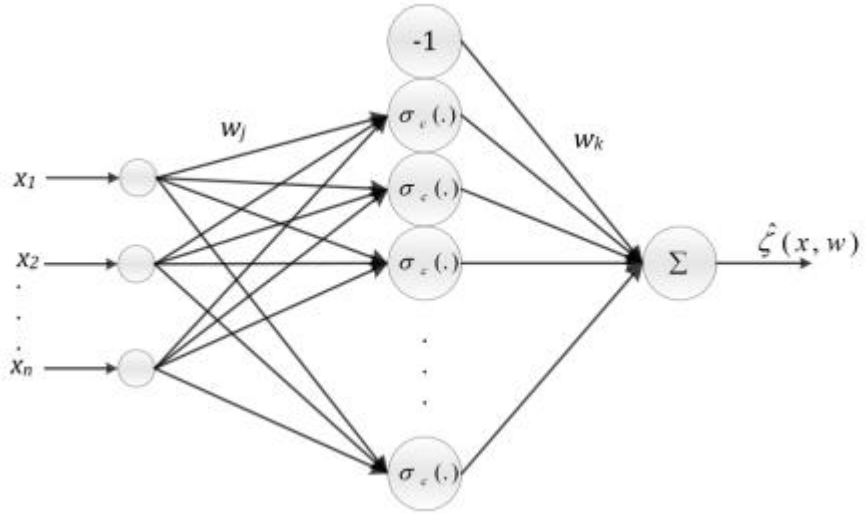

Figure 4-1 : L'architecture du réseau de neurones utilisé

4.3 Formulation du problème

L'étude dans cette partie est focalisé sur la partie commande et le retard généré par les réseaux de neurones utilisés. L'objectif de notre étude est de proposer une nouvelle condition à base de la commande retardée de telles sortes que cette approche assure les performances d'un système éolien en termes de stabilité et de robustesse vis-à-vis les perturbations générer par le vent.

4.3.1 La commande PDC retardée

La stratégie de commande la plus répandue pour la stabilisation des systèmes non linéaires sous forme de modèles T-S est la commande PDC (Compensation Parallèle Distribuée –Parallel Distributed Compensation) **[Wan, 1994]**.

La forme de la commande utilisée dans cette approche est similaire à celle d'une commande PDC sauf que celle-ci est en fonction de l'état du système retardé et s'écrit sous la forme suivante : avec $0 \leq \tau(t) \leq \tau_0$ le retard variable**.**

$$u(t) = -\sum_{i=1}^{r} h_i(z(t-\tau(t)))k_i\, x(t-\tau(t)) \tag{4.6}$$

4.3.2 L'observateur T-S Luenberger

Comme nous l'avons expliqué précédemment, l'observateur est utilisé pour estimer et extraire les paramètres non mesurables du système éolien. L'observateur le plus commun pour ce type de systèmes consiste en une extension T-S de l'observateur de Luenberger **[Lue, 1966]**. Il est défini par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t))[A_i\hat{x}(t) + B_i u(t) + L_i(y(t)-\hat{y}(t))] \\ \hat{y}(t) = \sum_{i=1}^{r} h_i(z(t))[C_i\hat{x}(t)] \end{cases} \tag{4.7}$$

Lemme 4.1: [Gu, 2003] Pour toute matrice symétrique positive donnée $W \in \Re^{n\times n}$, et $\eta > 0$ un scalaire tel que $0 \leq \tau(t) \leq \eta$, s'il existe un vecteur : $\omega : [-\eta, 0] \rightarrow \Re^n$, alors les inégalités suivantes valables :

$$\tau(t)\int_{t-\tau(t)}^{t}\dot{\omega}^{T}(s)W\dot{\omega}(s)ds \geq \left(\int_{t-\tau(t)}^{t}\dot{\omega}(s)ds\right)^{T} W\left(\int_{t-\tau(t)}^{t}\dot{\omega}(s)ds\right) \tag{4.8}$$

$$(\eta-\tau(t))\int_{t-\eta}^{t-\tau(t)}\dot{\omega}^{T}(s)W\dot{\omega}(s)ds \geq \left(\int_{t-\eta}^{t-\tau(t)}\dot{\omega}(s)ds\right)^{T} W\left(\int_{t-\eta}^{t-\tau(t)}\dot{\omega}(s)ds\right) \tag{4.9}$$

4.3.3 Commande robuste à une entrée retardée

Dans ce paragraphe nous allons traiter le problème de la commande à une entrée retardée. D'abord considérons le système (4.1) :

Le système muni de sa commande se réécrit ainsi sous la forme suivante :

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t-\tau(t))[A_i x(t) - B_i k_j x(t-\tau(t)) + B_{2i}\delta(t)] \tag{4.10}$$

L'erreur d'estimation d'état définie par

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

Nous avons ainsi :

$$\dot{e}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i z(t)h_j(z(t)][(A_i - L_i C_j)e(t) + B_{2i}\delta(t)] \tag{4.11}$$

Le système augmenté est formé de (4.10) et de (4.11) est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t-\tau(t))[A_i x(t) - B_i k_j x(t-\tau(t)) + B_{2i}\delta(t)] \\ \dot{e}(t) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i z(t)h_j(z(t)][(A_i - L_i C_j)e(t) + B_{2i}\delta(t)] \end{cases} \tag{4.12}$$

Nous présentons maintenant une condition suffisante pour la stabilité asymptotique et l'analyse des performances du système à une entrée retardée. Le but majeur de cette approche est de déterminer les gains du contrôleur et de l'observateur flou pour la stabilisation asymptotique du système en boucle fermée en présence du retard.

Théorème 4.1 **: [Lah, 2019]**

Pour les deux scalaires donnés $\gamma>0$ et $\tau>0$, le système décrit par (52) est asymptotiquement stable s'il existe des matrices symétriques définies positives $X>0$, $Q>0$, $S>0$, $R>0$ et des matrices de dimensions appropriées $M_i(i=1,2,3)$, $T_i(i=1,2,3)$, $Y_j(j=1,2,..r)$, $L_i(i=1,2,..r)$. Telle que la condition LMIs suivante soit vérifiée :

$$\overline{\Omega}_{ij}=\begin{bmatrix} \overline{\Omega}_{11} & 0 & 0 & \overline{\Omega}_{14} & 0 & \overline{\Omega}_{16} & 0 & X & B_{2i}X \\ * & \overline{\Omega}_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & \overline{\Omega}_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & SB_{2i} \\ * & * & * & \overline{\Omega}_{44} & T_2-T_1^T & M_3-M_2^T & T_3-T_1^T & 0 & 0 \\ * & * & * & * & -Q-T_2-T_2^T & 0 & -T_3-T_2^T & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & \overline{\Omega}_{66} & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & * & \overline{\Omega}_{77} & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & * & * & -Q^{-1}-Z^{-1} & 0 \\ * & * & * & * & * & * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \prec 0 \qquad (58)$$

Où

$$\begin{aligned} \overline{\Omega}_{11} &= A_iX+XA_i^T+X+X^T-M_1-M_1^T+X+X^T \\ \overline{\Omega}_{14} &= -B_iY_j+X+X^T-M_2+X+X^T-M_1^T \\ \overline{\Omega}_{16} &= X+X^T-M_3+X+X^T-M_1^T \\ \overline{\Omega}_{22} &= -\tau^{-1}R \\ \overline{\Omega}_{33} &= S(A_i-L_iC_j)+(A_i-L_iC_j)^T S^T \\ \overline{\Omega}_{44} &= -M_2-M_2^T+T_1+T_1^T \\ \overline{\Omega}_{66} &= -\tau^{-1}R-M_3-M_3^T \\ \overline{\Omega}_{77} &= -\tau^{-1}R-T_3-T_3^T \\ Z &= B_{2i}^T B_{2i} \end{aligned} \qquad (59)$$

Preuve 4.1

Pour démontrer le théorème 4.1, nous considérons la fonction de Lyapunov avec retard suivante :

$$V(x(t),e(t))=\begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \end{bmatrix}\begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & S \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x(t) \\ e(t) \end{bmatrix}+\int_{t-\tau}^{t} x^T(s)Qx(s)\,ds+\int_{t-\tau}^{t}(s-(t-\tau)\,x^T(s)R\dot{x}(s)\,ds \qquad (4.15)$$

Où $P \succ 0,\ S \succ 0,\ Q \succ 0$ et $R \succ 0$

Sa dérivée par rapport au temps est donnée par :

$$\begin{aligned}\dot{V}(t) &= x^T(t)P\dot{x}(t) + \dot{x}(t)Px(t) + e^T(t)S\dot{e}(t) + \dot{e}^T(t)Se(t) \\ &+ \frac{d}{dt}\left(\int_{t-\tau}^{t} x^T(s)Qx(s)\,ds\right) + \frac{d}{dt}\left(\int_{t-\tau}^{t} (s-(t-\tau)\,x^T(s)R\dot{x}(s)\,ds\right)\end{aligned} \tag{4.16}$$

Avec

$$\begin{aligned}\frac{d}{dt}\left(\int_{t-\tau}^{t} x^T(s)Qx(s)\,ds\right) &= x^T(t)Qx(t) - x^T(t-\tau)Qx(t-\tau) \\ \frac{d}{dt}\left(\int_{t-\tau}^{t} s-(t-\tau)\,x^T(s)R\dot{x}(s)\,ds\right) &= \tau\dot{x}^T(t)R\dot{x}(t) - \int_{t-\tau}^{t}\dot{x}^T(s)R\dot{x}(s)\,ds\end{aligned} \tag{4.17}$$

En remplaçant chaque terme par son expression, nous obtenons la dérivée suivante :

$$\begin{aligned}\dot{V}(t) = {} & x^T(t)P[A_i x(t) - B_i k_j x(t-\tau(t)) + B_{2i}\delta(t)] + [A_i x(t) - B_i k_j x(t-\tau(t)) \\ & + B_{2i}\delta(t)]^T Px(t) + e^T(t)S[(A_i - L_i C_j)\,e(t) \\ & + B_{2i}\delta(t)] + [(A_i - L_i C_j)\,e(t) + B_{2i}\delta(t)]^T Se(t) \\ & + x^T(t)Qx(t) - x^T(t-\tau)Qx(t-\tau) + \tau\dot{x}^T(t)R\dot{x}(t) - \int_{t-\tau}^{t}\dot{x}^T(s)R\dot{x}(s)\,ds\end{aligned} \tag{4.18}$$

Les égalités suivantes sont valables pour toutes les matrices Mi et Ti (i = 1, 2, 3) ayant les dimensions appropriées **[Zhe, 2006] [Xin, 2009]**:

$$\left[x(t) - x(t-\tau(t)) - \int_{t-\tau(t)}^{t}\dot{x}(s)\,ds\right]^T \times \left[M_1 x(t) + M_2 x(t-\tau(t)) + M_3\int_{t-\tau(t)}^{t}\dot{x}(s)\,ds\right] = 0 \tag{4.19}$$

$$\left[x(t-\tau(t)) - x(t-\tau) - \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)}\dot{x}(s)\,ds\right]^T \times \left[T_1 x(t-\tau(t) + + T_2 x(t-\tau) + T_3\int_{t-\tau}^{t-\tau(t)}\dot{x}(s)\,ds\right] = 0 \tag{4.20}$$

On peut écrire :

$$-\int_{t-\tau}^{t}\dot{x}^T(s)R\dot{x}(s)\,ds = -\int_{t-\tau(t)}^{t}\dot{x}^T(s)R\dot{x}(s)\,ds - \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)}\dot{x}^T(s)R\dot{x}(s)\,ds \tag{4.21}$$

En utilisant le lemme 4.1, les termes de l'équation (4.21) s'écrivent sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} -\int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}^T(s) R \dot{x}(s) ds &\le -\frac{1}{\tau}\left(\int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}(s) ds\right)^T R\left(\int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}(s) ds\right) \\ -\int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}^T(s) R \dot{x}(s) ds &\le -\frac{1}{\tau}\left(\int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}(s) ds\right)^T R\left(\int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}(s) ds\right) \end{aligned} \tag{4.22}$$

Alors (4.21) devient :

$$-\int_{t-\tau}^{t} \dot{x}^T(s) R \dot{x}(s) ds = -\int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}^T(s) ds \tau^{-1} R \int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}(s) ds - \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}^T(s) ds \tau^{-1} R \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}(s) ds \tag{4.23}$$

Pour assurer la stabilité du système en boucle fermée (4.10), avec une commande retardée minimisant le critère quadratique γ de l'approche $H\infty$, l'inégalité suivante doit être vérifiée :

$$\dot{V}(x(t), e(t)) + Z^T(t) Z(t) - \gamma^2 \delta^T(t) \delta(t) \prec 0 \tag{4.24}$$

La condition (4.24) est bien détaillée dans le chapitre 2.

En considérant les inégalités de (4.19) et (4.29), ainsi que l'équation (4.23), la condition (4.24) devient :

$$\begin{aligned} &\dot{x}^T(t) P A_i x(t) - x^T(t) P B_i k_j x(t-\tau(t)) + x^T(t) P B_{2i} \delta(t) + x^T(t) A_i^T P x(t) \\ &- x^T(t-\tau(t)) k_j^T B_i^T P x(t) + \delta^T(t) B_{2i}^T P x(t) + e^T(t) S(A_i - L_i C_j) e(t) \\ &+ e^T(t) S B_{2i} \delta(t) + e^T(t)(A_i - L_i C_j)^T S e(t) + \delta^T(t) B_{2i}^T S e(t) \\ &+ x^T(t) Q x(t) - x^T(t-\tau) Q x(t-\tau) + \tau \dot{x}^T(t) R \dot{x}(t) \\ &+ [x(t) - x(t-\tau(t)) - \int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}(s) ds]^T \times [M_1 x(t) + M_2 x(t-\tau(t)) + M_3 \int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}(s)] \\ &+ [x(t-\tau(t)) - x(t-\tau) - \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}(s) ds]^T \times [T_1 x(t-\tau(t) + T_2 x(t-\tau) + T_3 \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}(s) ds] \\ &- \int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}^T(s) ds \tau^{-1} R \int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}(s) ds - \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}^T(s) ds \tau^{-1} R \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}(s) ds \\ &+ x^T(t) B_{2i}^T B_{2i} x(t) - \gamma^2 \delta^T(t) \delta(t) \prec 0 \end{aligned} \tag{4.25}$$

Après le calcul de (4.25) on peut déduire l'equation suivante :

$$\dot{V}(t) \le \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} h_i(z(t))h_j(z(t-\tau(t))[\xi^T(t)\Omega_{ij}\xi(t)] \tag{4.26}$$

Où

$$\xi(t) = \begin{bmatrix} x^T(t) & \dot{x}^T(t) & e^T(t) & x^T(t-\tau(t)) & x^T(t-\tau) & \int_{t-\tau(t)}^{t} \dot{x}^T(s)ds & \int_{t-\tau}^{t-\tau(t)} \dot{x}^T(s)ds & \delta^T(t) \end{bmatrix}^T$$

Et
$$\Omega_{ij} = \begin{bmatrix} \Omega_{11} & 0 & 0 & \Omega_{14} & 0 & M_3 - M_1^T & 0 & PB_{2i} \\ * & \tau R & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & \Omega_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & SB_{2i} \\ * & * & * & \Omega_{44} & T_2 - T_1^T & M_3 - M_2^T & T_3 - T_1^T & 0 \\ * & * & * & * & \Omega_{55} & 0 & -T_3 - T_2^T & 0 \\ * & * & * & * & * & \Omega_{66} & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & * & \Omega_{77} & 0 \\ * & * & * & * & * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \tag{4.27}$$

Où

$$\begin{aligned} \Omega_{11} &= PA_i + A_i^T P + Q + B_{2i}^T B_{2i} + M_1 + M_1^T \\ \Omega_{14} &= PB_i k_j + M_2 - M_1^T \\ \Omega_{33} &= S(A_i - L_i C_j) + (A_i - L_i C_j)^T S^T \\ \Omega_{44} &= -M_2 - M_2^T + T_1 + T_1^T \\ \Omega_{55} &= -Q - T_2 - T_2^T \\ \Omega_{66} &= -\tau^{-1} R - M_3 - M_3^T \\ \Omega_{77} &= -\tau^{-1} R - T_3 - T_3^T \end{aligned}$$

Afin de resoudre le problème de bilinéarité resident dans le terme $PB_i k_j$, nous avons multiplier a gauche et a droite par $\mathrm{diag}\{P^{-1} \quad I \quad I \quad I \quad I \quad I \quad I \quad I\}$ de l'inegalité (4.26), avec le changement de varaible suivant : $Y_j = k_j X$, $X = P^{-1}$, $Z = B_{2i}^T B_{2i}$.

Remarque 4.1 :

L'inégalité suivante est valable d'après **[Xin, 2009]**

$$X^T\overline{R}^{-1}X \geq X + X^T - \overline{R} \tag{4.28}$$

Avec X une matrice définie positive et $\overline{R}$ une matrice à dimension appropriée.

En appliquant le complément de schur lemme 1, nous obtenons la condition (4.13) sous forme d'inégalité matricielle linéaire (LMI). La preuve est complétée.

4.4 Résultats de simulation

La condition proposée a été testée par des études de simulation sur le modèle d'un système éolien avec un retard d'entrée variable. Le système de conversion d'énergie éolienne est décrit dans le 2ème chapitre avec la représentation T-S. Pour toutes les simulations proposées nous utilisons les techniques d'optimisation convexe sur Matlab pour résoudre les LMI et obtenir les gains de contrôleurs ainsi que l'observateur.

L'emploi de théorèmes 4.1 permet la synthèse H∞ de contrôleur, garantissant la stabilisation de (4.12) tout en atténuant les effets des perturbations externe $\delta(t)$ générée par le vent sur la dynamique du système. En résolvant le problème d'optimisation LMI énoncé au théorème 4.1, les gains du contrôleur et de l'observateur sont donnés par :

$$\begin{aligned}
k_1 &= 10^3\begin{bmatrix} -0.0000 & -0.0000 & -0.0000 & 0.0008 \\ -2.9181 & -0.0063 & 0.0130 & 0.0001 \end{bmatrix} \\
k_2 &= 10^3\begin{bmatrix} -0.0000 & -0.0000 & -0.0000 & 0.0008 \\ -2.9181 & -0.0063 & 0.0130 & 0.0001 \end{bmatrix} \\
k_3 &= 10^3\begin{bmatrix} -0.0000 & -0.0000 & -0.0000 & 0.0008 \\ -2.9181 & -0.0063 & 0.0130 & 0.0001 \end{bmatrix} \\
k_4 &= 10^3\begin{bmatrix} -0.0000 & -0.0000 & -0.0000 & 0.0008 \\ -2.9181 & -0.0063 & 0.0130 & 0.0001 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{4.29}$$

$$L_1 = 10^3 \begin{bmatrix} -0.0000 \\ -1.0068 \\ -1.0195 \\ -0.0026 \end{bmatrix}, \quad L_2 = 10^3 \begin{bmatrix} -0.0000 \\ -1.0068 \\ -1.0195 \\ -0.0026 \end{bmatrix}$$
$$L_3 = 10^3 \begin{bmatrix} -0.0000 \\ -1.0068 \\ -1.0195 \\ -0.0024 \end{bmatrix}, \quad L_4 = 10^3 \begin{bmatrix} -0.0000 \\ -1.0068 \\ -1.0195 \\ -0.0028 \end{bmatrix} \tag{4.30}$$

Pour effectuer ces tests de simulation, nous avons appliqué une vitesse de vent entre (12m/s < V < 30m/s) donneé par la figure (4.3). La figure (4.2) présente le signale de la commande utilisée pour stabiliser le système augmenté. Il est bien clair dans la figure (4.4) que l'approche proposée donne des meilleurs résultas au niveau des gains obtenus et aussi au niveau de simulations, la figure montre bien la convergence de la vitesse angulaire du générateur vers l'état estimé. L'approche T-S baséé sur l'observateur assure bien la stabilité. La figure (4-5) représente les fonctions d'apartenances utilisée pour la representation T-S.

D'après les résultats obtenus, on peut conclure sur l'efficacité de la methodologie proposée.

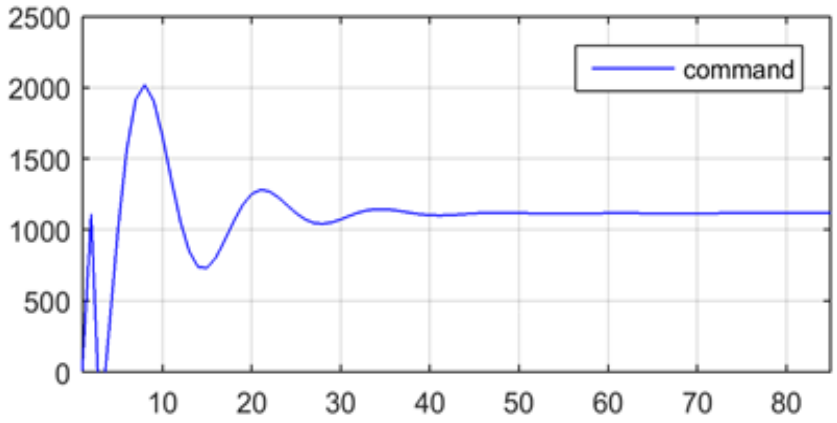

Figure 4-2: la commande retardée

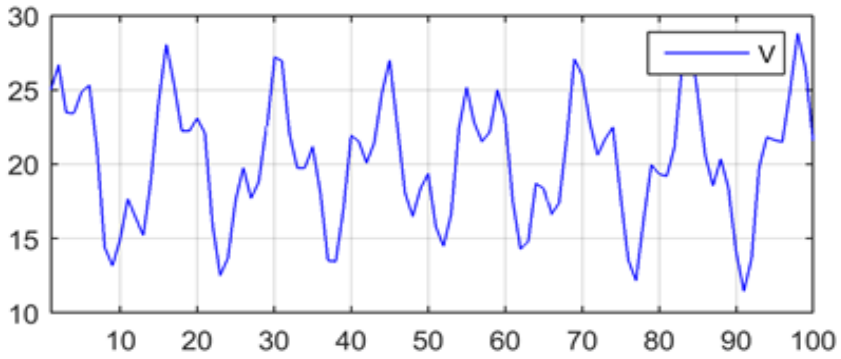

Figure 4-3: Profil de vitesse du vent

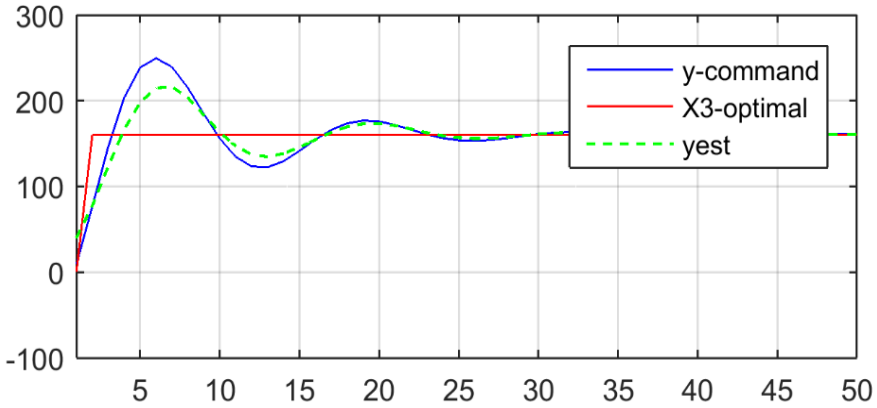

Figure 4-4: La vitesse angulaire du générateur

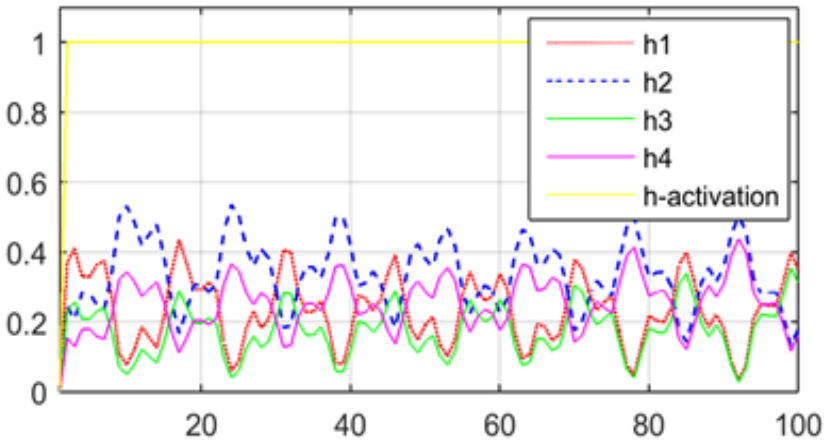

Figure 4-5: Les fonctions d'appartenances

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons traité le problème du retard généré par les réseaux de neurones dans les travaux effectués dans **[Mas, 2017] [Ber, 2018]**. L'étude effectuée est une suite de ces derniers, il est concentrée sur la partie commande avec une entrée retardée. L'objectif principal est l'élaboration d'une nouvelle condition suffisante afin de stabiliser le système éolien. Dans un premier temps, nous avons étudié la stabilisation des systèmes T-S en utilisant une loi de commande PDC par retour d'état retardée basée sur un observateur T-S. Des conditions de stabilité LMI ont été établies en se basant sur une fonction quadratique de Lyapunov. L'approche proposée permet de stabiliser le système éolien en tenant compte les perturbations externes générées par le vent.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Les travaux abordés dans cette thèse ont été consacrés à l'étude de la stabilisation des systèmes non linéaires décrits par les modèles flous de type T-S. Cette contribution traite essentiellement la synthèse de la commande robuste pour les systèmes incertains et/ou perturbés. Ce mémoire de thèse apporte une contribution aux problèmes de représentation des systèmes non linéaires, de la commande robuste de ces systèmes, la commande des systèmes T-S dans un domaine fréquentiel fini et la commande des systèmes à une entrée retardée.

Dans le contexte de la modélisation, l'approche T-S a été choisie pour les nombreux avantages qu'elle présente, notamment pour la simplicité d'utilisation de ce modèle pour l'étude de la stabilité et la synthèse d'observateurs/contrôleurs. De ce fait, les systèmes non linéaires considérés ont tous été représentés sous forme T-S. Dans le premier chapitre, nous avons mené une étude bibliographique, partant de la modélisation floue jusqu'à la synthèse de commande robuste, ce qui a permis de présenter un état de l'art sur les principaux résultats de la littérature concernant la stabilisation des modèles T-S. Par ailleurs, nous avons également détaillé le principe de la commande PDC. Enfin, nous avons présenté des techniques mathématiques qui sont utilisées tout au long de ce mémoire. Ainsi, pour assurer la robustesse du système vis à vis des perturbations et les incertitudes, nous avons présenté dans le deuxième chapitre quelques nouvelles conditions de stabilisation robuste pour les systèmes T-S basés sur l'approche H∞, la commande PDC, la fonction de Lyapnov et certains lemmes. Ces conditions sont appliquées sur un système éolien afin d'assurer les performances et la stabilité de ce système en boucle fermée. Les résultats de simulations, ont été présentés pour valider ces approches et montrer leur efficacité. Cependant, nous nous sommes focalisés, dans ce qui suit sur la stabilisation des modèles flous de type T-S perturbés dans des domaines de fréquences finis. Nous avons développé des nouvelles conditions dans le domaine des fréquences finies en se basant sur le lemme Kalman-Yakubovich Popove (KYP) généralisé et nous avons les appliquées sur un système de conversion d'énergie éolienne afin d'améliorer les performances et de commander le système dans une bande de fréquences finies. Ces conditions obtenues sont formulées en termes des LMIs.

Dans le quatrième chapitre, des conditions moins conservatives ont été présentées pour garantir la stabilité des systèmes flous T-S à une entrée retardée. La loi de commande développée est basée sur les réseaux de neurones l'approche H∞, la fonction de Lyapunov et la commande PDC. L'objectif est d'améliorer les études faites en se focalisant sur l'élaboration des conditions de stabilisation à une entrée retardée afin d'assurer la stabilité et la robustesse vis-à-vis des perturbations.

Dans tous les chapitres, nous avons formulé la synthèse en des problèmes d'optimisation convexe sous contraintes LMIs, qu'on peut résoudre facilement en utilisant des solveurs numériques (LMI Toolbox).

En perspectives:

- L'étude des observateurs à performance H∞ à fréquences finies pour les systèmes T-S incertains et perturbés, aussi que l'application réelle sur un système éolien.
- L'étude des observateurs à retard variable via les performances H∞
- L'étude de la robustesse et de la stabilité de ces contrôleurs lorsque l'éolienne est intégrée au réseau électrique, ou bien dans à un parc éolien

Bibliographie

A

[Ala, 1999] D.Alazard, Daniel and Cumer, Christelle and Apkarian, Pierre and Gauvrit, Michel and Ferreres, Gilles « Robustesse et commande optimale ». Cépadués-Editions, Toulouse, France. ISBN 2-85428-516-6, (1999)

[Amr, 2019] El-Amrani, A., Hmamed, A., & Boumhidi, I. « Improved fnite frequency H∞ fltering for Takagi-Sugeno fuzzy systems ». International Journal of Systems, Control and Communications

[Amr, 2019] A.El-Amrani, « Réduction de Modèle, Filtrage et Commandes des Systèmes Dynamique 1D et 2D à Fréquences Finies »,Thése de doctorat national en génie éléctrique,Université Sidi Mohammed ben abdelah Maroc 2019.

[Amr, 2018] A.El-Amrani , Boukili, B., El Hajjaji, A., & Hmamed, A. (2018). « H∞ model reduction for T-S fuzzy systems over fnite frequency ranges. Optimal Control Applications and Methods, 39(4), 1479-1496. (Wiley Online Library)

[Apk, 2001] P.Apkarian, H. D.Tuan, and J. Bernussou, « Continuous-time analysis, eigenstructure assignment, and synthesis with enhanced Linear Matrix Inequalities (LMI) characterizations », IEEE Trans. Automatic Control Dec. (2001).

[Amr, 2018] El-Amrani, A., Boumhidi, I., Boukili, B., & Hmamed, A. (2018). A fnite frequency range approach to H∞ fltering for T-S fuzzy systems. Procedia Computer Science, accepted, (Elsevier).

[Amm, 2007] M.Y. Ammar " Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition Batch/Continu", Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique Toulouse, France 2007.

[Akh, 2004] A. AKHENAK. « Conception d'observateurs non linéaires par approche multi-modèles : application au diagnostic ». Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, Nancy, France.

[Alf, 2009] Alfdi, M.(2009). « Analyse et synthèse robustes des systèmes linéaires bidimensionnels ». Thése de doctorat, Faculté des Sciences Dhar El Mahraz-Fès, Moroc.

B

[Boy, 1994] S. Boyd, L.El Ghaoui, E.Feron et V. Balakrishnan, "Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory", SIAM, Philadelphia,1994.

[Ber, 2018] Y. Berrada, « Modélisation, commande et optimisation d'un système Eolien », Thèse de doctorat national en génie électrique, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, 2018.

[Bou, 2000] R.Boukezzoula, « Commande floue d'une classe de systemes non lineaires : application au probleme de suivi de trajectoire », Thése de doctorat en Electronique - Electrotechnique – Automatique, Universite de Chambery, 2000.

[Bag, 1999] L.Baghli , « Contribution a la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des reseaux de neurones et des algorithmes genetiques », Thése de doctorat en génie éléctrique, L'université Henri Poincaré, Nancy, 1999.

[Bou, 2012] S. Bououden, M Chadli,, S. Filali, A. El Hajjaji « Fuzzy model based multivariable predictive control of a variable speed wind turbine: LMI approach »(2012)

[Bez, 2013] S.Bezzaoucha, « Commande tol´erante aux d´efauts de syst`emes non lin´eaires repr´esent´es par des mod`eles de Takagi-Sugeno », Thése de doctorat en Mention Automatique, Traitement du Signal et des Images, G´enie Informatique Ecole doctorale IAEM Lorraine, 2013.

[Ber, 2000] P.Bergsten, P. et PALM, R. « Thau-Luenberger observers for TS fuzzy systems ». In 9th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San Antonio, Texas, USA.2000

[Ber, 2017] Y**.**Berrada, El Amrani, A., & Boumhidi, I. (2017, March). « Finite frequency TS fuzzy control for a variable speed wind turbine ». In Systems, Signals & Devices (SSD), 2017 14th International Multi-Conference on (pp. 505-510). IEEE.

[Bel, 2010] B. Beltron, « Contribution à la commande robuste des éoliennes à base de génératrices asynchrones double alimentation : Du mode glissant classique au mode glissant d'ordre supérieur », Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale, France, 2010.

[Bou, 2014] Boukili, B. (2014). Performance H∞ Robuste pour les Systèmes Dynamiques Discrets. Thése de doctorat, Faculté des Sciences Dhar El Mahraz-Fès, Moroc.

[Bes, 2007] Besancon, G. (2007). Nonlinear Observers ans Applications. Springer.

[Bez, 2013] **S.**Bezzaoucha, S., MARX, B., MAQUIN, D. et RAGOT, J. (2013a). « Contribution to the constrained output feedback control. In American Control Conference, Washington, DC, USA »

[Bou, 2009] T. Bouarar. « Contribution à la synthèse de lois de commande pour les descripteurs de type Takagi-Sugeno incertains et perturbés ». Thèse de doctorat, Université de Reims Champagne Ardenne, France. 2009

[Bur, 2001] R.S. Burns, "Advanced Control Engineering", butterworth Heinemann, ed. 2001.

C

[Cha, 2010] M. Chadli and A. El Hajjaji, « Wind energy conversion systems control using T-S fuzzy modeling », 18th Mediterranean Conference on Control and Automation, MED'10 (2010)

[Cha, 2006] M .Chadli, & El Hajjaji, A. (2006). « Comment on Observer-based robust fuzzy control of nonlinear systems with parametric uncertainties ». Fuzzy sets and Systems, 157(9), 1276-1281.

[Cas, 1995] J.Castro, L. (1995). Fuzzy logic controllers are universal approximators. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 25(4), 629-635.

D

[Dua, 2016] Z. Duan, Z.Xiang, « Finite frequency H∞ control of 2-D continuous systems in Roesser model », Multidim Syst Sign Process , 2016.

[Din, 2015] D.Ding, W., Du, X., & Li, X. (2015). « Finite-frequency model reduction of twodimensional digital flters ». IEEE Transactions on Automatic Control, 60(6), 1624-1629

[Din, 2010] D.Ding, W., & Yang, G. H. (2010). Fuzzy flter design for nonlinear systems in fnitefrequency domain. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 18(5), 935-945.

E

[Elh,2003] R. EL-Hadi, « Génération automatique et optimisation de systèmes à inference floue »,Thése de doctorat en informatique et robotique , l'université Paris XII, 2003.

[Ela, 2004] El-Aimani, S. (2004) "Modélisation de différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension," Thèse de doctorat, Université des sciences et technologies de Lille.

G

[Gha, 2010] H. Gharsallaoui, « Reconfiguration de lois de commande et accommodation active des modes de fonctionnement pour les systemes plats », Thèse de doctorat en génie électrique, L'école centrale de Lille, 2010.

[Gue, 2009] O. Guenounou, « Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique- application à un bioprocédé », Thèse de doctorat en systèmes automatiques, l'Université Toulouse III - Paul Sabatier,2009.

[Gah, 1994] Gahinet, P., & Apkarian, P. (1994) « A linear matrix inequality approach to H_∞ control ». International journal of robust and nonlinear control, 4(4), 421-448.

[Gu, 2003] K.Gu, V. L.Kharitonov, and J. Chen, « Stability of Time-Delay Systems ». Boston, MA: Birkhauser, 2003

H

[Ham, 2015] N. Hamroun, A.Ghobber, A. Rabhi and Ahmed El Hajjaji , « Modeling and Robust Control of a Wind Generator »,IEEE conference DOI :10.1109/CISTEM.2014.7077049,2015.

[Hah, 1967] W. Hahn. « Stability of Motion ». Springer-Verlag, Berlin, 1967

[Har, 2015] N. Harrabi, M. Kharrat, M. Souissi, A. Aitouche « Maximum Power Point Tracking of a Wind Generation System Based on TS Fuzzy Model » 16th international conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering - STA'2015, Monastir, Tunisia, December 21-23, 2015.

[Hon, 2014] C. M. Hong, F. S. Cheng et C. H. Chen, « Optimal control for variable-speed wind generation systems using General Regression Neural Network, » International Journal of Electrical Power and Energy Systems, vol. 60, pp. 14- 23, 2014

[Hua 98b] G. B. Huang, « Learning capability of neural networks », PhD Thesis, Nanyang Technological University, Singapore, 1998

[Hau, 2006] G. B. Huang, Q. Y. Zhu and C. K. Siew,"Extreme learning machine: Theory and applications", Neurocomputing, vol. 70, pp. 489–501, 2006.

I

[Idr, 2015] S. Idrissi, « Etude et Commande des Systèmes Flous de type Takagi Sugeno à Retards », Thèse de doctorat national en Signaux Systèmes et Informatique, Université Sidi mohammed ben abdelah,2015.

[Iwa, 2005] T. Iwasaki, S.Hara « Dynamic output feedback synthesis with general frequency domain specifications », IFAC Proceedings, Elsevier, 2005.

[Idr, 2014] S. Idrissi, E. H. Tissir, I. Boumhidi and N. Chaibi, « Robust H∞ control for uncertain T-S fuzzy systems via delay partitioning approach », International Journal of Ecology & Development (IJED), Vol. 28, no. 2, pp 96- 108, 2014.

[Idr, 2014] S. Idrissi, E. H. Tissir, I. Boumhidi and N. Chaibi, « Delay dependent robust stabilization for uncertain T-S fuzzy systems with additive time varying delays » International Journal of Ecology & Development (IJED)

[Iwa, 2005] T. Iwasaki and S. Hara, "Generalized KYP Lemma: Unified frequency domain inequalities with design applications," IEEE Trans. Autom. Control, vol. 50, no. 1, pp. 41–59, Jan. 2005.

J

[Jab, 2011] D.Jabri, « Contribution à la synthèse de lois de commande pour les systèmes de type Takagi-Sugeno et/ou hybrides interconnectés », Thèse de doctorat en Génie électrique Automatique, à l'Université de Reims Champagne Ardenne, 2011.

[Jab, 2010] Jabri D., Jaadari A., Guelton K., Manamanni N., « Stabilisation robuste des systèmes TakagiSugeno par lois de commande à commutations », 6ème Conférence Internationale Francophone d'Automatique (CIFA 2010), Nancy, 2010c.

[Jia, 2007] X. Jiang and Q. L. Han, « Robust H∞ control for uncertain Takagi– Sugeno fuzzy systems with interval time-varying delay » IEEE Transactions on Fuzzy Systems 15 (2), 321–331, 2007

K

[Kar, 2005] M.Karrari, Rosehart, W., & Malik, O. P. (2005) « Comprehensive control strategy for a variable speed cage machine wind generation unit » IEEE Transactions on Energy Conversion, 20(2), 415-423.

[Kou, 2017] M. Koumir, « Commande Intelligente d'une Éolienne à Vitesse Variable », Thèse de doctorat en génie électrique, Université Sidi Mohamed ben Abdellah Maroc,2017.

[Kwo, 2012] O.M. Kwon,M.J.Park, S.M. Lee,JuH.Park « Augmented Lyapunov Krasovskii functional approaches to robust stability criteria for uncertain Takagi–Sugeno fuzzy systems with time-varying delays » Fuzzy Sets and Systems201 (2012) 1 – 19

[Kim, 2000] Kim, E., and Lee, H., New approaches to relaxed quadratic stability condition of fuzzy control systems. *IEEE Trans., Fuzzy, Sys*., Vol. 8. No 5, 2000.

[Kha, 1996] Khalil, H., « Nonlinear systems ». Prentice hall, Inc. second edition, USA, 1996.

[Kun, 1997] Kung, C., and Li, H., Tracking control of non linear systems by fuzzy model-based controller. in Proc. *IEEE Int. Conf.*, Vol. 2, July 1997, pp. 623-628. 1997.

[Kwa, 1991] Kwakernaak H., "Robust Control and Optimisation", 1st IFAC Symposium of Design Methods of Control Systems, Zürich, Suisse, 1991.

[Kli, 1996] G. J. Klir and B. Yuan, Fuzzy sets, fuzzy logic and fuzzy systems: selected papers by Lotfi A. Zadeh. Advances in Fuzzy Systems, Applications and Theory, vol. 6, 1996.

[Krs, 1995] M. Krstic, I, Kanellakopoulos and P. Kokotovic, "Nonlinear and Adaptive Control Design", John Wiley and Sons Inc., 1995.

L

[Liu, 2004] C.H.Liu, J.D.Hwang, Z. R.Tsai, Twu S. H., "An LMI-Based stable T-S fuzzy model with parametric uncertainties using Multiple Lyapunov Function approach," Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, Singapore, 2004.

[Lve, 1992] J.Lvern, « La logique floue : Concepts et définitions », Electronique radio plan541, pp11-18,1992

[Lin, 2008] H.Lin, P. J. Antsaklis, « Stability and Stabilizability of Switched Linear Systems », A Survey of Recent Results, IEEE Transactions on automatic control, 2008.

[Li, 2000] J. Li, H.O.Wang, D. Newmann et Tanaka . « Dynamic parallel distributed compe for Takagi-Sugeno systems : An LMI approach ». Information Sciences, 123(4):201–221. 2000.

[Lah, 2018] K. Lahmadi and I.Boumhidi , « Stabilization Analysis of Observer-Based Controller For Uncertain and Disturbed T-S Fuzzy Model: Application to Wind Turbine », International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV),2018.

[Lah, 2016] K. Lahmadi, S. Aboulem and I.Boumhidi, « LMI Conditions to Design a Robust Fuzzy Controller for a Wind Generator », Proceedings of the 2016 5th International Conference on Systems and Control, Cadi Ayyad University, Marrakesh, Morocco, May 25-27, 2016

[Lah, 2017] K.Lahmadi, I.Boumhidi, « Fuzzy Robust H∞ Tracking Control For Wind Generator System: LMI approach », Journal of Transaction on machine learning and artificial intelligence. 2017

[Lah, 2019] K.Lahmadi., El-Amrani, A., Boukili, B., & Boumhidi, I. « Robust Finite Frequency H∞ Filtering for Uncertain Continuous-Time Systems. » International Journal of Systems, Control and Communications, 2019

[Lah, 2019] K.Lahmadi, El-Amrani, A ,I.Boumhidid« Robust Fuzzy H∞ Control for Wind Generator System in Finite Frequency Domain: an LMI approach », Journal elecrical systemes (revision)

[Lah, 2019] K.Lahmadi, Y.Fadili, I.Boumhidi, « Fuzzy observer controller design in finite frequency domain: application to wind turbine » Journal of control automation and electrical systemes. (revision)

[Lag, 2008] I. Lagrat, A. El Ougli and I. Boumhidi, "Optimal Adaptive Fuzzy Control for a Class of Unknown Nonlinear Systems", WSEAS TRANSACTIONS on SYSTEMS and CONTROL, Issue 1, vol. 3, pp. 89-98, 2008.

[Lo, 2003] J. C. Lo and M. L. Lin, "Robust H ∞ nonlinear control via fuzzy static output feedback", IEEE Trans. Circuits Systems Part I 50 (11), pp.1494–1502, 2003.

[Lee, 2013] D. Lee . (2013). "An improved fnite frequency approach to robust H∞ flter design for LTI systems with polytopic uncertainties". International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 27(11), 944-956.

[Lee, 1990] C. C. Lee, "Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller. Part1", IEEE transactions on systems Man and Cybernetics, Vol. 20, 1990, pp. 404-418.

[Li, 2013] Li, X., & Gao, H. (2013). Robust fnite frequency H∞ fltering for uncertain 2-D systems : The FM model case. Automatica, 49(8), 2446-2452.

[Lue, 1966] Luenberger, D.G.: Observers for multivariable systems. IEEE Transactions on Automatic Control 11(2), 190–197 (1966)

M

[Mam, 1975] E.H. Mamdani and S. Assilian, « An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller», International Journal of Man-Machine Studies, Vol. 7, No. 1, pp. 1-13, 1975.

[Men, 1995] M. Mendel, « Fuzzy logic systems for engineering: A tutorial », IEEE proceedings, vol. 83, no. 3, pp. 345-377, Mar. 1995.

[Mam,1974] E. H Mamdani « Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple dynamic Plant », Proc IEE pp .1585-1588,1974.

[Mcc, 1943] W.S McCulloch and W.Pitts, «A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity», Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943.

[Mas, 2016a] S.Massou, I.Boumhidi : « Adaptive Neural Network Sliding Mode Control for Two Links Robo », Submitted in the international journal of electrical engineering and informatics,2016.

[Mas, 2016b] S.Massou, I.Boumhidi , « Neural network-PSO Algorithm Based Optimal Sliding Mode Adaptive Control for Two Links Robot », Accepted in the International Journal of Systems, Control and Communications.

[Mas, 2017] S. Massou, «Modélisation et Commande Intelligente d'un Robot à Deux Articulations», Thèse de doctorat nationale en génie électrique, Université Sidi mohammed ben abdelah , Maroc, 2017.

[Mou, 2009] W.Mouelhi-Chibani, «Apprentissage autonome de réseaux de neurones pour le pilotage en temps réel des systèmes de production basé sur l'optimisation via simulation », Thèse de doctorat an informatique, L'université Plaise Pascal Clermont II. 2009

[Mel, 2010] E. M Mellouli, and I. Boumhidi. « Fuzzy Tracking control Design using sliding mode approach for non linear dynamic systèmes ». Sixth International Conference on Intelligent Systèmes : Theory and applications (SITA 10).PP 43- 48. 2010.

[Mor, 2001] Y.Morère, Mise en œuvre de lois de commande pour les modèles flous de type Takagi-Sugeno. Thèse de doctorat, LAMIH-SF, de l'Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 2001.

[Ma, 1998] X.J.Ma,, Sun, Z. Q., He., Y.Y., « Analysis and design of fuzzy controller and fuzzy observer ». IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 6, no. 1, p. 41 50, 1998.

[Man, 2005] Manamanni, N., Mansouri, B., Hamzaoui, A., J. Zaytoon, Relaxed « Conditions in Tracking Control Design for T-S Fuzzy Model ». Version Corrigée en Relecture au Journal of Intelligent and Fuzzy Systems.

[Man, 2005] Mansouri, B., Manamanni, N., A. Hamzaoui, Zaytoon., J,. « Tracking control for uncertain Takagi Sugeno fuzzy systems with external disturbances », 16th IFAC World Congress. Prague July 2005.

[Man, 2009] Mansouri, B., Manamanni, N., Guelton, K., Kruszewski, A., Guerra, T.M., « Output feedback LMI tracking control conditions with H∞ criterion for uncertain and disturbed T-S models ». Elsevier Inform Sciences. pp 446-457, 2009.

[Men, 2000] J. Mendel, ―Uncertainty, fuzzy logic, and signal processing‖ Signal processing, 80 (6), 913–933, 2000.

[Mes, 2002] A. Messaoudi, "Modélisation et Commande d'un Actionneur synchrone", Thèse de Magister, Université de Batna, Algérie, 2002.

N

[Nem, 1995] A. Nemirovski, P.Gahinet A.J. Laub, M. Chilali, MATLAB LMI Control Toolbox User's Guide, Natick, The MathWorks, 1995.

O

[Oug, 2009] A. El-Ougli « Intégration des techniques floues à la synthèse de contrôleurs adaptatifs »,These de doctorat nationale en Automatique, Signaux et Systèmes, L'université sidi mohammed ben abdlah Maroc, 2009.

[Oma, 2006] O.Omar, « Sur la résolution des problèmes inverses pour les systèmes dynamiques non linéaires », These de doctorat en Automatique Productique,Université Grenoble, 2006.

[Oli, 2001] D.Oliveira, M. C., & Skelton, R. E. (2001) « Stability tests for constrained systems. In Perspectives in robust control » (pp. 241-257). Springer, London.

[Oli, 2009] A.Olimpo, N. Jenkins, J.Ekanayake, P. Cartwright, Mike Hughes, « Wind energy generation Modelling and Control », A John Wiley and Sons, Ltd., Publication 2009.

[Oud, 2008] M. Oudghiri, M. Chadli and A. El Hajjaji, « Commande multimodèles tolérante aux défauts : Application au contrôle de la dynamique d'un véhicule automobile(. Thèse de Doctorat, de l'université de Picardie jules verne, Octobre 2008

P

[Per, 1986] I. R. Peterson and C. V. Hollot, « A Riccati equation approach to the stabilization of uncertain linear systems » Automatica 22, 397-411, 1986

[Pie, 1992] H.Pierreval et R. Huntsinger, « An investigation on neural network capabilities as simulation metamodels», Proceedings of the 1992 Summer Computer Simulation Conference, California, CA, 413-417, 1992.

[Par, 2004] M. Parizeau, « Réseaux de neurones », thèse Université Laval, Automne, 2004**.**

R

[Rud, 2015] Rudraraju, V. R. R., Nagamani, C., & Ilango, G. S. (2015) "A control scheme for improving the efficiency of DFIG at low wind speeds with fractional rated converters," International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 70, 61-69.

S

[Sun, 2011] W . Sun, H. Gao, Senior Member, « Finite Frequency Control for Vehicle Active Suspension Systems », IEEE transactions on control systems technology (2011).

T

[Tan, 2001] K. Tanaka, H. O.Wang , « Fuzzy Control Systems Design and Analysis: A Linear Matrix Inequality Approach », Wiley-Interscience, 2001.

[Tak, 1985] T.Takagi, and M.Sugeno, Fuzzy identification of systems and its application to modelling and control". IEEE Trans. Syst., Man and Cyber, Vol.1115, pp. 116-132, 1985.

[Tal, 2014] N. Talbi, « Conception des Systèmes d'Inférence Floue par des Approches Hybrides : Application pour la Commande et la Modélisation des Systèmes Nonlinéaires », Thése de doctorat en Electronique, Université de Constantine 1, 2014.

[Tan, 2006] H.Tanaka , Wang H.O, « Switching fuzzy controller design based on switching Lyapunov function for a class of nonlinear systems », IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 36(1), pp. 13-23, 2006.

[Tse, 2001] C.Tseng, Chen, B., and Uang, H. J., « Fuzzy tracking Control Design for nonlinear Dynamic systems via T-S fuzzy model ». *IEEE Trans., Fuzzy, Sys.*, vol. 9 no 3, pp. 381-392, 2001.

[Ton, 2002] S. Tong, T.Wang, H. Xiong Li « Fuzzy robust tracking control for uncertain nonlinear systems », International Journal of Approximate Reasoning ,(2002)

V

[Vid, 1993] Vidyasagar, « Nonlinear Systems Analysis ». Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 2nd edition, 1993

[Vri, 1983] O. D. Vries, « On the theory of the horizontal axis wind turbine », Annual Review of Fluid Mechanics, 15(1), pp. 77-96, 1983.

W

[Wan, 1994] L.X. Wang, « Adaptive fuzzy systems and control » design and analysis. Prentice-hall, englewood clifs, Nj, 1994.

[Wan, 2015] Wang, R., et. al. (2015) « Optimization and finite-frequency H∞ control of active suspensions in in-wheel motor driven electric ground vehicles, » Journal of the Franklin Institute, 352(2), 468–484.

[Wan, 1996] Wang H. O., Tanaka K., Griffin M., An approach to fuzzy control of nonlinear systems: Stability and design issues, Transactions on Fuzzy Systems, 4, pp. 14-23, 1996.

X

[Xia, 2002] L. Xiadong, and O. Zhang, « H∞ Controller Based on Fuzzy Observers for T-S Fuzzy Systems via LMI ». Proc of the IEEE, CDC. Las Vegas, Nevada USA, 2002.

[Xu, 2017] S.Xu, Sun, G., & Sun, W. (2017) « Fault-Tolerant Finite Frequency H∞ Control for Uncertain Mechanical System with Input Delay and Constraint, » Asian Journal of Control, 19(2), 765-780.

[Xu, 2016] J.Xu, Cai, C., Cai, G. & Zou, Y. (2016) « Robust H∞ control for miniature unmanned aerial vehicles at hover by the finite frequency strategy, » IET Control Theory & Applications, 10(2), 190-200.

[Xia, 1998] M.Xiao-Jian, Zeng-Qi Sun, Analysis and design of Fuzzy controller and Fuzzy observer IEEE. 1998

[Xin, 2009] J. Xinchun, D.Zhang, X.Hao, and Nanning Zheng,« Fuzzy H∞ Tracking Control for Nonlinear Networked Control Systems in T–S Fuzzy Model », IEEE

TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS PART B: CYBERNETICS, VOL. 39, NO. 4, AUGUST 2009

Y

[Yun, 2007] C. Yung-Shan, L. Chin-Chen and C. Yen-Hsin, « Robust controller design for systems with real parametric uncertainties: LMI approach », Wseas, Transactions on Systems and Control, vol. 6, pp. 990-996, May 2007.

[Yue, 2005] D. Yue, Q. L. Han, J. Lam, « Network-based robust H∞ control of systems with uncertainty », Automatica 41 (6), 999–1007, 2005

[Yam, 1993] Yamakawa, T., A fuzzy inference engine in nonlinear analog mode and its application to a fuzzy logic control, *IEEE Transactions on Neural Networks* Vol 4, Issue 3, pp. 496-522, 1993.

[Yan, 2011] H. Yang, Y.Xia, and B. Liu , Fault Detection for T–S Fuzzy Discrete Systems in Finite-Frequency Domain, IEEE transactions on systems, man, and cybernetics (2011).

Z

[Zad, 1965] L.A .Zadeh, « Fuzzy sets, Fuzzy loqic and Fuzzy systems », Journal of Information and control, 1965.

[Zam, 1981] G.Zames, « Feedback and optimal sensitivity: Model reference transformations, multiplicative seminorms, and approximations », IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 26, issue no. 4, 1981.

[Zso, 2010] L.Zsófia , M.Thierry, R. Babuška, and B.De Schutter « Stability Analysis and Nonlinear Observer Design Using Takagi-Sugeno Fuzzy Models », Studies in Fuzziness and Soft Computing,Springer,

[Zha, 2014] Zhang, H., Wang, R., Wang, J., & Shi, Y. (2014) « Robust finite frequency H∞ static-output-feedback control with application to vibration active control of structural systems, » Mechatronics, 24(4), 354-366

[Zhe, 2006] Y. Zheng, H. J. Fang, and H. O. Wang, "Takagi–Sugeno fuzzy-modelbased fault detection for networked control systems with Markov delays," IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern., vol. 36, no. 4, pp. 924–929, Aug. 2006

[Zho, 1988] Zhou, K., and Khargonedkar, P., « Robust Stabilization of linear systems with norm-bounded time-varying uncertainty ». Sys. Control Letters., 10, pp. 17-20, 1988

[Zho, 1995] Zhou, K., Doyle, J. C., and Glover, K., « Robust and Optimal Control ». Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey 07458.

[Zen, 2000] Zeng, K., Zhang, N. Y., and Xu, W. L., A comparative study on sufficient condition for Takagi-Sugeno fuzzy systems as universal approximators. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. Vol. 8, No. 6, pp. 773-780, 2000

[Zad, 1975] L. A. Zadeh, ―The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning‖ Information Sciences, 8, 301-357, 1975.

[Zho, 1988] K. Zhou and P. Khargonekar, "Robust stabilization of linear systems with norm-bounded time-varying uncertainty," Systems and Control Letters, vol. 10, no. 1, pp. 17–20, 1988.