الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

المدرسة الوطنية العليا للتكنولوجيا

Ecole Nationale Supérieure de Technologie

Département : Génie Industriel et Maintenance

Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme

D'ingénieur d'état

-Filière-

Electromécanique

-Spécialité -

Mécatronique

- Thème -

Commande adaptative floue d'une plateforme robotique AERO 2

Réalisé par

BENHAMMOUDA Lina

BENKHALED Nesrine

Les membres du jury :

BOUADI Hakim (MCA)	Président
REZGUI Wail (MCB)	Encadrant
YACEF Fouad (MRA)	Promoteur externe
BOUHIRED Saadi (MCA)	Examinateur

Alger, le 10/07/2023

Année universitaire 2022–2023

Dédicaces

Je dédie ce travail à tous ceux que j'aime et qui m'ont soutenue inconditionnellement tout au long de cette aventure.

- Lina

Dédicaces

A mes chers parents,
Votre amour et votre soutien m'ont guidé tout au long de ce parcours. Ce mémoire est dédié à vous, mes sources d'inspiration inépuisables.
A mes sœurs Zahra et Cami,
Vous êtes mes confidentes, mes amies et mes partenaires de vie. Votre présence a illuminé mes jours les plus sombres et a rendu les moments joyeux encore plus spéciaux.
A Lina, Maissa et Kami,
Votre amitié sincère, votre soutien inconditionnel et votre présence réconfortante m'ont accompagné dans les hauts et les bas de la vie.
A ma nièce Dania,
Ton innocence est une source de bonheur pur. Ce mémoire est dédié à toi, ma petite étoile.
A ma binôme de vie Lina,
Ensemble, nous avons parcouru ce chemin avec complicité. Merci d'avoir été là à chaque étape.
À tous, merci pour votre amour

- Nesrine

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre gratitude à **Allah** qui nous a accordé la force, la sagesse et la détermination nécessaires pour mener à bien ce projet.

Nous souhaitons également remercier notre promoteur, **Dr. Yacef Fouad**, chercheur au Centre de Développement des Technologies Avancées, pour son soutien inestimable et son expertise qui ont grandement contribué à la réalisation de ce projet.

Nos remerciements vont également à **Mr. Rezgui Wail**, notre encadrant enseignant à l'École Nationale Supérieure de Technologie, pour ses conseils avisés et son accompagnement constant tout au long de ce travail.

Nous saisissons cette occasion pour exprimer notre sincère gratitude envers **Dr. Izeboudjen Nouma** pour son encouragement infaillible et son soutien précieux durant cette expérience de recherche. Ses conseils éclairés et sa présence bienveillante ont été d'une importance capitale dans notre parcours. Nous lui sommes profondément reconnaissantes pour son investissement et sa contribution significative à notre travail.

Nous tenons à exprimer notre respect envers nos enseignants et à saluer les membres du jury qui ont accepté de lire et d'évaluer notre travail avec attention et expertise.

Enfin, nous remercions tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce mémoire. Votre soutien et votre participation ont été d'une valeur inestimable.

Table des matières

Tables des figures i

Liste des tableaux iv

Nomenclature v

Introduction générale 1

I Contexte de l'étude

I.1 Introduction . . . 4

I.2 Présentation de la plateforme Quanser AERO . . . 4

I.2.1 Composants matériels du Quanser AERO . . . 4

I.2.2 Interaction entre les composants du Quanser Aero . . . 5

I.2.3 État de l'art sur les techniques de commande appliquées sur la platforme Quanser AERO . . . 6

I.3 Commande adaptative floue via Backstepping . . . 7

I.3.1 Commande adaptative . . . 8

I.3.2 Méthode du Backstepping . . . 8

I.3.3 Système flou . . . 9

I.3.4 Commande adaptative floue . . . 11

I.4 Optimisation par essaims particulaires . . . 15

I.4.1 Définition du PSO . . . 15

I.4.2 Principe de fonctionneemnt du PSO . . . 15

I.5 Conclusion . . . 16

II Modélisation dynamique du Quanser AERO

II.1 Introduction . . . 17

II.2 Principe de fonctionnement de la plateforme . . . 17

II.3 Modèle dynamique . . . 17

II.3.1 Coordonnées généralisées . . . 17

II.3.2 Équations du mouvement . . . 19
II.3.3 Le Modèle d'état . . . 21
II.4 Simulation du modèle dynamique . . . 22
II.5 Modèle de rafale de vent . . . 23
II.6 Conslusion . . . 24

III Conception de la commande adaptative floue
III.1 Introduction . . . 25
III.2 Développement Backstepping . . . 25
III.3 Synthèse de la commande adaptative floue . . . 28
III.3.1 Description du système d'inférence flou . . . 28
III.3.2 Structure de la loi de commande . . . 31
III.3.3 Analyse de stabilité . . . 33
III.4 Résultats de simulation . . . 35
III.4.1 Résultats d'optimisation par PSO des lois de commandes . . . 36
III.4.2 Simulation du Backstepping optimisé par PSO . . . 37
III.4.3 Simulation de la commande adaptative floue optimisée par PSO . . . 42
III.5 Conclusion . . . 50

IV Évaluation et validation expérimentale
IV.1 Introduction . . . 52
IV.2 Résultats d'implémentations . . . 52
IV.2.1 Résultats d'implémentation du backstepping . . . 53
IV.2.2 Résultats d'implémentation de la commande adaptative floue . . . 58
IV.2.3 Étude comparative . . . 67
IV.3 Conclusion . . . 69

Conclusion générale **70**

Références bibliographiques **vi**

Table des figures

I.1 Simulateur de vol Quanser AERO [2] 5
I.2 Interaction entre les composants du Quanser AERO [4] 6
I.3 Principe des systèmes de commande adaptative [12] 8
I.4 Configuration de base d'un système flou [18] 10
I.5 Commande adaptative floue [18]. 15
I.6 La représentation visuelle de l'algorithme PSO [29] 16

II.1 Schéma synoptique d'une configuration d'hélicoptère à 2 degrés de liberté [2] . 18
II.2 Mouvement de tangage et lacet en boucle ouverte 22
II.3 Vitesse de la rafale de vent sur x et y 24

III.1 Fonctions d'appartenances - 9 règles floues 29
III.2 Fonctions d'appartenances - 25 règles floues 30
III.3 Suivi d'attitude sans perturbations externes - Backstepping 37
III.4 Erreurs de poursuite sans perturbations externes - Backstepping 37
III.5 Entrées de commandes sans perturbations externes - Backstepping. 38
III.6 Tensions d'entrées du système sans perturbations externes - Backstepping. . . 38
III.7 Suivi d'attitude avec perturbations externes - Backstepping 38
III.8 Erreurs de poursuite avec perturbations externes - Backstepping 39
III.9 Entrées de commandes avec perturbations externes - Backstepping. 39
III.10 Tensions d'entrées du système avec perturbations externes - Backstepping. . . 39
III.11 Suivi d'attitude avec variations paramétriques - Backstepping 40
III.12 Erreurs de poursuite avec variations paramétriques - Backstepping 40
III.13 Entrées de commandes avec variations paramétriques - Backstepping. 40
III.14 Tensions d'entrées du système avec variations paramétriques - Backstepping. . 41
III.15 Suivi d'attitude sans perturbations - CAF 9 règles 42
III.16 Erreurs de poursuite sans perturbations - CAF 9 règles 42
III.17 Entrées de commandes sans perturbations - CAF 9 règles 42
III.18 Tensions d'entrées du système sans perturbations - CAF 9 règles. 43
III.19 Suivi d'attitude sans perturbations - CAF 25 règles 43

III.20 Erreurs de poursuite sans perturbations - CAF 25 règles 43
III.21 Entrées de commandes sans perturbations - CAF 25 règles 44
III.22 Tensions d'entrées du système sans perturbations - CAF 25 règles. 44
III.23 Suivi d'attitude avec perturbations externes - CAF avec 9 règles 44
III.24 Erreurs des angles avec perturbations externes - CAF avec 9 règles 45
III.25 Entrées de commande avec perturbations externes - CAF avec 9 règles 45
III.26 Tensions d'entrées du système avec perturbations externes - CAF 9 règles. . . 45
III.27 Suivi d'attitude avec perturbations externes - CAF avec 25 règles 46
III.28 Erreurs des angles avec perturbations externes - CAF avec 25 règles 46
III.29 Entrées de commande avec perturbations externes - CAF avec 25 règles . . . 46
III.30 Tensions d'entrées du système avec perturbations externes - CAF 25 règles. . 47
III.31 Suivi d'attitude avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles 47
III.32 Erreurs des angles avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles 47
III.33 Entrées de commande avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles . . . 48
III.34 Tensions d'entrées du système avec variations paramétriques- CAF 9 règles. . 48
III.35 Suivi d'attitude avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles 48
III.36 Erreurs des angles avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles 49
III.37 Entrées de commande avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles . . 49
III.38 Tensions d'entrées du système avec variations paramétriques - CAF 25 règles. 49

IV.1 Photo de la platforme Quanser AERO 53
IV.2 Suivi d'attitude sans perturbations - Backstepping 53
IV.3 Erreurs des angles sans perturbations - Backstepping 54
IV.4 Entrées de commande sans perturbations - Backstepping 54
IV.5 Tensions d'entrées sans perturbations - Backstepping 54
IV.6 Suivi d'attitude avec perturbations externes - Backstepping 55
IV.7 Erreurs des angles avec perturbations externes - Backstepping 55
IV.8 Entrées de commande avec perturbations externes - Backstepping 56
IV.9 Tensions d'entrées avec perturbations externes - Backstepping 56
IV.10 Suivi d'attitude avec variations paramétriques - Backstepping 57
IV.11 Erreurs des angles avec variations paramétriques - Backstepping 57
IV.12 Entrées de commande avec variations paramétriques - Backstepping 57
IV.13 Tensions d'entrées avec variations paramétriques - Backstepping 57
IV.14 Suivi d'attitude sans perturbations - CAF avec 9 règles 59
IV.15 Erreurs des angles sans perturbations - CAF avec 9 règles 59

IV.16 Entrées de commande sans perturbations - CAF avec 9 règles 59
IV.17 Tensions d'entrées sans perturbations - CAF avec 9 règles 59
IV.18 Suivi d'attitude sans perturbations - CAF avec 25 règles 60
IV.19 Erreurs des angles sans perturbations - CAF avec 25 règles 60
IV.20 Entrées de commande sans perturbations - CAF avec 25 règles 60
IV.21 Tensions d'entrées sans perturbations - CAF avec 25 règles 60
IV.22 Suivi d'attitude avec perturbations externes - CAF avec 9 règles 61
IV.23 Erreurs des angles avec perturbations externes - CAF avec 9 règles 61
IV.24 Entrées de commande avec perturbations externes - CAF avec 9 règles 62
IV.25 Tensions d'entrées avec perturbations externes - CAF avec 9 règles 62
IV.26 Suivi d'attitude avec perturbations externes - CAF avec 25 règles 63
IV.27 Erreurs des angles avec perturbations externes - CAF avec 25 règles 63
IV.28 Entrées de commande avec perturbations externes - CAF avec 25 règles . . . 64
IV.29 Tensions d'entrées avec perturbations externes - CAF avec 25 règles 64
IV.30 Suivi d'attitude avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles 65
IV.31 Erreurs des angles avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles 65
IV.32 Entrées de commande avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles . . . 65
IV.33 Tensions d'entrées avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles 66
IV.34 Suivi d'attitude avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles 66
IV.35 Erreurs des angles avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles 66
IV.36 Entrées de commande avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles . . 66
IV.37 Tensions d'entrées avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles 67

Liste des tableaux

II.1 Paramètres du Quanser AERO 19

III.1 Base de règles avec 9 règles floues 30
III.2 Base de règles avec 25 règles floues 31
III.3 Paramètres optimaux de la commande backstepping 36
III.4 Paramètres optimaux de la CAF avec 9 règles 36
III.5 Paramètres optimaux de la CAF avec 25 règles 37

IV.1 Paramètres d'implémentation de la CAF 58
IV.2 Étude comparative entre les commandes (sans perturbations) 68
IV.3 Étude comparative entre les commandes (avec perturbations externes) 68
IV.4 Étude comparative entre les commandes (avec variations paramétriques) 68

Nomenclature

ADC Analog-to-Digital Converter (Convertisseur analogique-numérique)

CAF Commande adaptative floue

CDTA Centre de Recherche des Technologies Avancées

DAQ Data Acquisition (Bloc d'acquisition de données)

DOF Degree of Freedom (Degré de liberté)

IMU Inertial Measurement Unit (Carte de l'unité de mesure inertielle)

LQR Linear-Quadratic Regulator (Régulateur linéaire quadratique)

MIMO Multiple Input Multiple Output (Système multi-variables à plusieurs entrées et plusieurs sorties)

PSO Particle Swarm Optimization (Optimisation par essaims particulaires)

PWM Pulse Width Modulation (Modulation de largeur d'impulsions)

Introduction générale

La mécatronique est un domaine qui implique la conception de systèmes mécaniques intégrés et de leurs systèmes de contrôle. Elle combine des principes de génie mécanique, de génie électrique et d'informatique pour créer des systèmes complexes tels que des robots et des systèmes de fabrication automatisés [1].

Le contrôle est un aspect critique de la mécatronique car il permet la régulation du comportement d'un système ou d'un processus. Dans les systèmes mécatroniques, le contrôle est utilisé pour s'assurer que le système ou le processus se comporte de la manière souhaitée, le système de contrôle reçoit des informations sur l'état actuel du système et utilise ces informations pour générer des signaux de commande qui ajustent le comportement du système.

Le développement et l'amélioration des lois de contrôle pour les systèmes complexes ont fait l'objet de recherches approfondies, ces lois ayant été créées par le biais d'analyses mathématiques ou d'études expérimentales visant à modifier le comportement du système étant contrôlé par la manipulation de ses grandeurs d'entrée.

Problématique

La complexité croissante des systèmes a entraîné le développement de nouvelles lois de commande complexes qui peuvent être difficiles à mettre en œuvre. Pour y remédier, des prototypes et des simulateurs ont été conçus pour tester ces lois de commande qui ne peuvent pas être utilisées directement sur des systèmes réels. L'un de ces simulateurs est le simulateur de vol d'hélicoptère Quanser Aero [2]. Ce simulateur est un système multi-variables à deux entrées et deux sorties (MIMO), qui se caractérise par de fortes non-linéarités, ce qui en fait un outil précieux pour les chercheurs qui souhaitent valider leurs lois de commande développées théoriquement.

Ces dernières années, la technique de commande par le backstepping est devenue une solution intuitive au défi que représente le contrôle de systèmes aériens. Néanmoins, cette approche systématique nécessite une connaissance complète de la dynamique du système à commander,

ce qui est une hypothèse difficile à réaliser dans la pratique.

Pour relever ce défi et élargir la portée du backstepping, ce mémoire présente le commande adaptative floue par le biais du backstepping pour le Quanser Aero [3]. Le concept principal consiste à utiliser un système adaptatif flou pour estimer une loi de commande idéale partiellement inconnue sur la base du modèle dynamique.

Motivations et contributions

Tout d'abord, notre motivation pour ce projet est liée à l'importance de la commande adaptative floue (CAF) dans le domaine de la mécatronique. La CAF est une technique de commande robuste qui permet de contrôler des systèmes dynamiques en présence d'incertitudes et de perturbations. Dans ce contexte, la plateforme Quanser Aero est un excellent sujet d'étude.

De plus, ce sujet de mémoire de projet de fin d'études pourrait être une occasion pour nous étudiantes en mécatronique de développer des compétences en matière de recherche, de conception et de mise en œuvre de systèmes de commande. Ce projet pourrait apporter de multiples contributions, notamment en explorant les avantages et les limites du contrôle adaptatif flou dans un contexte mécatronique.

Objectifs

L'objectif du projet est la synthèse d'une loi de commande adaptative floue pour la stabilisation de l'attitude et le suivi de trajectoire d'une plateforme robotique à deux degrés de liberté Quanser AERO.

Environnement de stage

Notre stage s'est déroulé au sein de la division productique et robotique du Centre de Recherche des Technologies Avancées (CDTA), Baba Hassen, Alger au sein de l'équipe "Contrôle". Cette division fournit un environnement propice à l'apprentissage et à la recherche dans les domaines de la productivité et de la robotique. A cet effet, et dans le cadre de notre stage de PFE, la division nous a fourni un ensemble de ressources logicielles et matérielles avancées :

1. Station de calcul du laboratoire de l'équipe "Contrôle" du CDTA.
2. Plateforme robotique Quanser AERO.

Le stage s'est déroulé suivant un plan de travail décrit comme suit :

- Recherche bibliographique sur la modélisation et la commande du robot AERO 2.

- Modélisation dynamique du robot AERO 2 et l'identification des paramètres du système.
- Synthèse de loi de commande adaptative floue.
- Simulation des résultats.
- Validation expérimentale et comparaison.

Organisation du mémoire

Ce mémoire se compose de quatre chapitres :

Le premier chapitre présente en détail la plateforme Quanser AERO, ainsi que la théorie de la commande adaptative floue.

Le deuxième chapitre concerne la modélisation de la plateforme Quanser AERO. Il présente les différentes étapes de la modélisation, ainsi que la simulation du modèle en boucle ouverte sur MATLAB et la présentation du modèle rafale de vent.

Le troisième chapitre porte sur la conception de la commande adaptative floue pour la plateforme Quanser AERO. Il présente les différentes étapes de la conception, y compris la définition des variables d'entrée et de sortie, la construction des ensembles flous et des règles ainsi que les résultats de simulation de la commande Backstepping et la commande adaptative floue.

Le quatrième chapitre évalue et valide la commande adaptative floue pour la plateforme Quanser AERO. Les différents critères d'évaluation, tels que le suivi de trajectoire, la convergence de l'erreur et la robustesse par rapport aux perturbations sont examinés. Les résultats de l'expérimentation pour la commande adaptative floue sont également présentés.

Chapitre I

Contexte de l'étude

I.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la plateforme Quanser AERO en détail. Nous commençons par la description de ses caractéristiques techniques, ses avantages et ses applications dans divers domaines. Cette première section nous permettra de nous familiariser avec la plateforme sur laquelle nous baserons notre travail.

En deuxième lieu, nous allons présenter les concepts de base de la commande adaptative et de la logique floue. Ensuite, nous allons discuter la combinaison de ces deux techniques pour la commande adaptative floue.

Finalement, nous présenterons l'algorithme PSO (Particle Swarm Optimization) qui est une technique d'optimisation inspirée du comportement des essaims d'oiseaux et qui peut être utilisée pour résoudre des problèmes de commande notamment la recherche des paramètres optimaux qui maximisent la performance du système.

I.2 Présentation de la plateforme Quanser AERO

La plateforme Quanser AERO offre un réalisme élevé en simulant les comportements aérodynamiques d'un hélicoptère à deux degrés de liberté. Cela permet de réaliser des tests et des expériences qui se rapprochent des conditions réelles, ce qui peut aider à améliorer la précision des systèmes de contrôle et à réduire les coûts de développement.

Ses applications peuvent toucher différents domaines tels que :

- Enseignement : elle est largement utilisée dans les programmes éducatifs pour la formation d'étudiants en robotique. Elle peut être utilisée pour enseigner la théorie et la pratique des systèmes de contrôle.
- Recherche : elle peut être utilisée pour la recherche en robotique, en aéronautique, en contrôle et en intelligence artificielle.
- Développement de nouveaux algorithmes de contrôle : La plateforme Quanser Aero peut servir à développer et tester de nouveaux algorithmes de contrôle pour les hélicoptères.

I.2.1 Composants matériels du Quanser AERO

Comme montré dans la figure I.1, le Quanser AERO comprend deux hélices entraînées par des moteurs à courant continu qui, associés à sa structure légère, permettent au système d'exécuter des manœuvres très réactives. La base condensée du système comprend un amplificateur, un capteur de courant et un dispositif d'acquisition de données intégrés ainsi qu'un panneau d'interface QFLEX 2 USB.



FIGURE I.1 – Simulateur de vol Quanser AERO [2]

Les moteurs d'entraînement sont équipés d'encodeurs optiques qui peuvent être utilisés pour surveiller la consommation d'énergie de l'équipement au moyen de capteurs de courant et de tension du moteur.

Le mécanisme à anneau collecteur est capable de fournir une rotation ininterrompue à 360°. Les angles des axes de tangage et de lacet sont déterminés avec précision à l'aide de codeurs optiques à haute résolution.

La possibilité de verrouiller indépendamment les axes de tangage et de lacet et de régler l'angle des hélices entre les positions horizontale et verticale sur la plateforme offre aux utilisateurs la possibilité de configurer le système en fonction de différentes applications aérospatiales, notamment le contrôle d'attitude à 1-DOF, les hélicoptères à 2-DOF et les systèmes à demi-quadrotor [2].

La carte de l'IMU comprend des capteurs tels que des accéléromètres et des gyroscopes capables d'approximer et de valider l'orientation et la rotation angulaire par rapport aux mesures de position des encodeurs.

I.2.2 Interaction entre les composants du Quanser Aero

Les composants du système du Quanser Aero sont illustrés dans la figure I.2 révélant leur interaction.

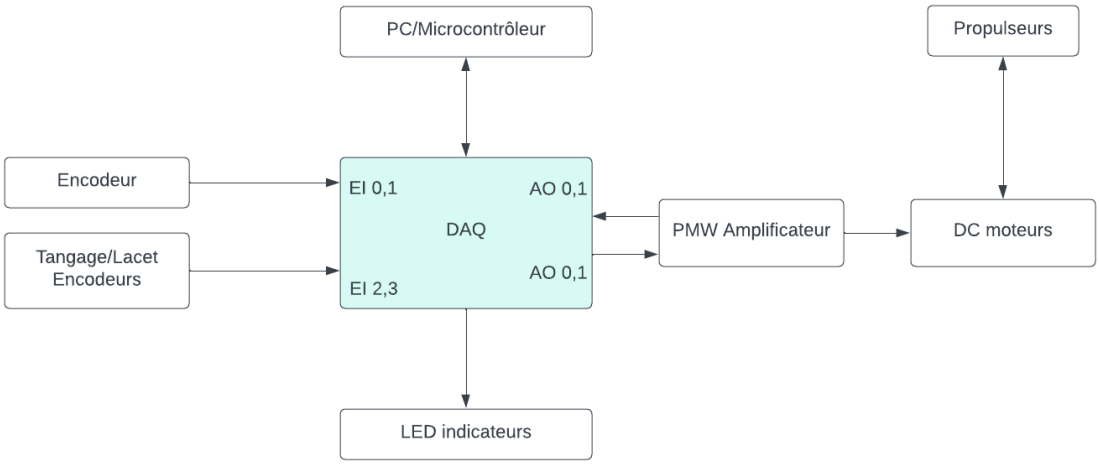


FIGURE I.2 – Interaction entre les composants du Quanser AERO [4]

Le module Quanser AERO est livré avec un dispositif DAQ intégré qui possède quatre canaux de codage 16 bits avec décodage en quadrature et deux canaux de sortie analogique à PWM. Il dispose également d'un convertisseur ADC 12 bits qui fournit un signal de détection du courant afin d'empêcher le blocage du moteur et d'arrêter l'amplificateur si un blocage est détecté [5].

En outre, le module intègre deux types d'encodeurs optiques intégrés, l'un pour mesurer le pas et la position angulaire des moteurs à courant continu et l'autre pour mesurer l'orientation et la rotation angulaire de tangage et lacet. Le signal de position angulaire est d'abord capturé par le codeur, ensuite envoyé à l'ordinateur via le DAQ et l'amplificateur.

Pour piloter les moteurs à courant continu via une commande informatique, un amplificateur de puissance est généralement nécessaire pour augmenter l'amplitude de la puissance du signal. Le Quanser AERO comprend un amplificateur de puissance PWM contrôlé en tension intégré qui fournit un courant de pointe de 2A et un courant continu de 0,5A, en fonction du courant thermique nominal du moteur. La plage de tension par rapport à la charge est de ± 24 V.

I.2.3 État de l'art sur les techniques de commande appliquées sur la platforme Quanser AERO

Différentes techniques de commande ont été appliquées sur la plateforme Quanser AERO telles que les techniques de commande linéaires, les approches de commande non linéaires, et les techniques de commande adaptatives.

Une étude a été menée en utilisant la commande LQR classique [4]. Les résultats ont montré une erreur inacceptable et un temps de réponse lent. Il est à noter que les techniques de commande non linéaires basées sur la linéarisation sont plus générales et aucune garantie de

robustesse contre les incertitudes des modèles ou des perturbations n'est fournie. Une autre approche utilisée était la commande robuste H_∞ [6] qui a montré une efficacité et une supériorité en termes de poursuite de référence et de rejet de perturbation. Cependant, la conception de cette commande utilise un modèle linéarisé extrait du vol stationnaire, ce qui entraînait une dégradation des performances lors de manœuvres agressives de l'hélicoptère et lors de fortes incertitudes de modélisation.

La commande adaptative des systèmes d'hélicoptères a été étudié dans [7] et [8] en utilisant des approches telles que la commande adaptative par modèle de référence (MRAC) et la commande adaptative simple. Une comparaison a également été effectuée entre plusieurs approches de commande, dont le LQR et PD dans l'article [9]. Les résultats ont montré que, tandis que les régulateurs PD et LQR conduisent à des systèmes instables, le contrôleur à échantillonnage de données stabilise avec succès le système Quanser AERO.

Les auteurs dans [5] ont proposé l'approche PID-AFC-IL en démontrant son efficacité dans les conditions de perturbations et ont proposé comme travaux futurs l'implémentation en temps réel, en mettant l'accent davantage sur les propriétés non linéaires, les caractéristiques de couplage et l'effet des variations paramètriques sur la réponse dynamique du système d'hélicoptère, éventuellement en incluant une stratégie de contrôle de force active basée sur la logique floue.

I.3 Commande adaptative floue via Backstepping

C'est dans les années 60 que plusieurs contributions de la théorie de commande ont été introduites dans le développement de la commande adaptative, comme l'analyse dans l'espace d'état, théorie de stabilité, théorie de la commande stochastique et programmation dynamique[10].

Dans les années 1970, la commande adaptative par modèle de référence (MRAC) a été développée afin d'ajuster les paramètres de la commande sur la base d'un modèle de référence.

Dans les années 1980, la régulation automatique a été introduite pour ajuster automatiquement les paramètres de commande en fonction de la réponse du système. Dans les années 1990, le contrôle flou adaptatif (CAF) a été développé afin d'utiliser la logique floue pour ajuster les paramètres de contrôle en fonction du comportement du système [10].

Aujourd'hui, le commande adaptative est un domaine largement étudié avec des applications dans de nombreux domaines.

I.3.1 Commande adaptative

Le contrôle adaptatif fait référence à un ensemble de méthodes utilisées pour ajuster automatiquement les contrôleurs et les boucles de contrôle en temps réel afin d'atteindre ou de maintenir un niveau de performance particulier, en particulier dans les situations où les paramètres du processus à contrôler sont soit incertains, soit sujets à modification au fil du temps [11].

Comme montré à la figure I.3, un système adaptatif peut également s'envisager comme une structure à deux boucles, une boucle principale classique qui prend en compte les variations des signaux d'entrée et de sortie, et une boucle secondaire qui réagit aux variations des paramètres du processus : celle-ci rend le système adaptatif [12].

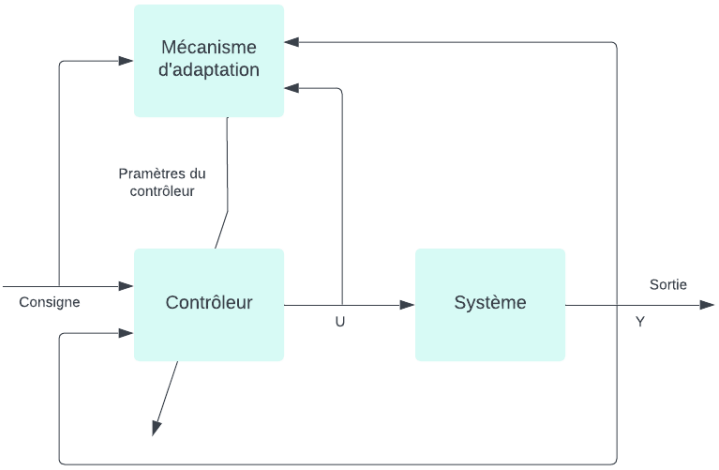


FIGURE I.3 – Principe des systèmes de commande adaptative [12]

I.3.2 Méthode du Backstepping

La création de la méthode Backstepping est attribuée à P.Kokotovic dans les années 1990. L'évolution historique de cette technique est décrite de manière concise dans l'œuvre de Krstic et expliquée de manière complète [13].

Le Backstepping représente une méthode récursive qui permet de construire une loi de commande qui garantit la stabilité du système. Elle offre une méthode systématique pour effectuer la synthèse d'un contrôleur pour les systèmes non linéaires. La méthode consiste à fragmenter le système en un ensemble de sous-systèmes imbriqués d'ordre décroissant. Le calcul de la fonction de Lyapunov pour garantir la stabilité de la commande s'effectue, ensuite, récursivement en partant de l'intérieur de la boucle. A chaque étape, l'ordre du système est augmenté et la partie non stabilisée lors de l'étape précédente est traitée. A la dernière étape, la loi de commande est trouvée [14] [15].

I.3.3 Système flou

La logique floue a été introduite pour la première fois en 1965 par Lotfi ZADEH. Elle diffère de la logique binaire en ce qu'elle permet de manipuler des symboles et de déduire des actions sur la base de règles logiques fondées sur des prémisses imprécises ou incertaines. En 1975, Mamdani a développé une stratégie de contrôle des processus utilisant quelques principes de logique floue. Depuis lors, ce travail a été repris et les techniques utilisées dans les réalisations récentes en ont été dérivées. La logique floue a donc un large éventail d'applications dans divers domaines [16].

Principe du système flou

La logique floue est un type de logique qui remplace la logique binaire par une logique fondée sur des variables qui peuvent prendre, en plus des valeurs «vraies» ou «fausses» classiques, les valeurs intermédiaires de «vrai» ou de «faux» avec une probabilité spécifique.

Tout d'abord, il est nécessaire d'établir une terminologie fondamentale. Un ensemble flou désigné par F est défini par une fonction d'appartenance μ_F qui prend ses valeurs dans l'intervalle [0 1]. Cette fonction détermine le degré d'appartenance de chaque élément x à l'ensemble flou F. Un ensemble flou peut être représenté comme un assemblage de paires ordonnées (F, μ_F). Il est important de noter qu'un système flou se compose de quatre modules principaux, à savoir l'interface de fuzzification, la base de règles floues, le moteur d'inférence flou et l'interface de défuzzification [17].

Comme présenté dans la figure I.4, la première étape de la conception d'un système flou est la fuzzification, processus qui consiste à transformer la grandeur physique d'entrée en une grandeur floue. Les entrées de l'interface de fuzzification sont les $x \in U$ tel que U est un univers de discours où l'ensemble flou F est défini, et les sorties de l'interface sont $\mu_{F_i}(x_i)$ les fonctions d'appartenances.

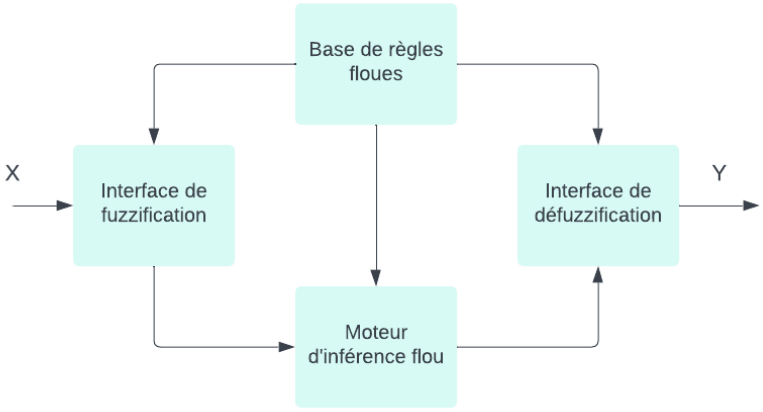


FIGURE I.4 – Configuration de base d'un système flou [18]

La base de connaissances, ou base de règles floues est un ensemble d'énoncés linguistiques qui sont structurées sous la forme «SI prémisse ALORS conclusion» [19].

La logique de décision utilisée par le moteur d'inférence flou s'appuie sur les règles floues trouvées dans la base de règles floues pour déterminer les sorties floues correspondantes aux entrées du système flou. Le moteur d'inférence flou est chargé d'imiter la procédure de prise de décision humaine, qui repose sur des concepts flous et des déclarations linguistiques [18].

L'étape ultime du processus montrée dans la figure I.4, bien que loin d'être la moins importante, concerne la défuzzification. Cette étape transforme la grandeur floue issue de l'inférence en une grandeur physique. Cependant, il existe plusieurs méthodes de défuzzification et la plus utilisée dans la commande est la méthode de défuzzification dite la moyenne des centres.

Parmi les fonctions d'appartenance couramment utilisées figurent : la fonction triangulaire, la fonction trapézoïdale, la fonction sigmoïde et la fonction gaussienne.

Le niveau de complexité d'un système flou est fortement influencé à la fois par la quantité d'ensembles flous désignés dans les univers ainsi que par le nombre de règles floues présentes dans sa base de règles. Cette complexité englobe à la fois les aspects temporels et spatiaux, à savoir les demandes de calcul et les besoins de stockage, respectivement.

Système flou de Takagi-Sugeno

Les systèmes flous de Mamdani et de Takagi-Sugeno diffèrent dans leur approche de l'expression des règles et de l'obtention de résultats, le premier utilisant des ensembles flous en entrée et en sortie et le second utilisant des fonctions de sortie numériques basées sur des règles floues [20]. La base de règles du système flou comporte $N = \prod_{i=1}^{n} m_i$ règles floues de la forme : R^k : Si x_i est $\hat{F}_n^k$ Alors $y = f_k(x)(k = 1, ..., N)$.
Les systèmes flous de cette classe sont appelés systèmes flous à conclusion fonctionnelle ou

systèmes flous de Takagi-Sugeno, où $\hat{F_n^k} \in \{F_i^1, ..., F_i^{m_i}\}$ et $f_k(x)$ est une fonction numérique dans l'espace de sortie. La sortie totale du système flou est obtenue par le calcul d'une moyenne pondérée. De cette manière, la sortie du système flou est donnée par la relation suivante [21] :

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^{N} \mu_k(x) f_k(x)}{\sum_{k=1}^{N} \mu_k(x)} \tag{I.1}$$

avec $\mu_k(x) = \prod_{i=1}^{n} \mu_{\hat{F_n^k}}(x_i)$ et $\hat{F_n^k} \in \{F_i^1, ..., F_i^{m_i}\}$ représente le degré d'activation de la règle R^k. Si $f_k(x)$ est un polynôme d'ordre zéro, nous avons un système flou de Takagi-Sugeno d'ordre zéro (TS0) et la sortie est donnée par :

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^{N} \mu_k(x) a^k}{\sum_{k=1}^{N} \mu_k(x)} \tag{I.2}$$

Nous nous concentrons sur les systèmes flous Takagi-Sugeno d'ordre zéro, ou sur les systèmes flous Takagi-Sugeno avec des conclusions constantes.
La sortie du système flou peut être écrite sous la forme [19] [22] :

$$y(x) = \varphi^T(x)\Theta \tag{I.3}$$

Avec : $\Theta = [a^1, ..., a^N]^T$ est le vecteur des paramètres de la partie conclusion des règles floues et $\varphi(x) = [\varphi_1(x), ..., \varphi_N(x)]^T$ est le vecteur des fonctions floues de base, dont chacune des composantes est donnée par :

$$\varphi_k(x) = \frac{\mu_k(x)}{\sum_{i=1}^{N} \mu_i(x)} \quad , k = 1, ..., N \tag{I.4}$$

Dans ce travail les fonctions d'appartenances sont choisies Gaussiennes définies par :

$$\mu_{F_i^j}(x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - c_i^j}{\sigma_i^j}\right)^2\right) \tag{I.5}$$

Avec c_i^j est la moyenne et σ_i^j est la variance.

I.3.4 Commande adaptative floue

La loi de commande floue synthétisée pour le modèle du système peut fonctionner de manière inadéquate si des variations importantes et imprévisibles des paramètres du système se produisent. L'objectif principal de la commande adaptative est de maintenir une performance constante d'un système en présence d'incertitudes et variations paramétriques. Par conséquent,

le contrôle flou avancé devrait être adaptatif [23].

Considérons le système non linéaire d'ordre n représenté par l'équation différentielle suivante :

$$x^n = f(x, \dot{x}, ..., x^{(n-1)}) + bu \tag{I.6}$$

$$y = x \tag{I.7}$$

avec $f(x, \dot{x}, ..., x^{(n-1)})$ une fonction inconnue et b une constante positive. L'objectif est de concevoir un contrôleur $u(x|\theta)$ basé sur les systèmes flous et une loi d'adaptation pour ajuster le vecteur des paramètres θ, de telle sorte que la sortie du système y suit la référence y_r aussi proche que possible.

Les règles floues **SI-ALORS** qui décrivent les actions de commande sont définies :

$$\textbf{SI } x_1 \textit{ est } P_1^r \textit{ et...et } x_n \textit{ est } P_n^r \textbf{ ALORS } u \textit{ est } Q^r \tag{I.8}$$

avec P_i^r et Q^r sont des ensembles flous dans $\mathbb{R}$, et $r = 1, 2, ..., n$ le nombre de règles floues.

Conception du contrôleur flou

Le contrôleur flou $u = u_D(x|\Theta)$ est construit à partir des deux étapes suivantes :

- Étape 1 : Pour chaque variable $x_i (i = 1, 2, ..., n)$, définir m_i ensembles flous $A_i^{l_i}$ tel que $l_i = 1, 2, ..., m_i$, qui comprennent les P_i^r dans I.8.
- Étape 2 : Construire le système flou $u_D(x|\Theta)$ à partir de $\prod_{i=1}^n m_i$ règles :

$$\textbf{SI } x_1 \textit{ est } A_1^{l_1} \textit{ et...et } x_n \textit{ est } A_n^{l_n} \textbf{ ALORS } u_D \textit{ est } S^{l_1,...,l_n} \tag{I.9}$$

avec $l_i = 1, 2, ..., m_i$, $i = 1, 2, ..., n$ et $S^{l_1,...,l_n}$ est égal à Q^r dans I.8 si la partie **SI** dans I.8 est égal à la partie **SI** dans I.9 [19].

Nous choisissons un moteur d'inférence de type produit, l'interface de fuzzification de type singleton et l'interface de défuzzification de type moyenne des centres, alors :

$$u_D(x|\Theta) = \frac{\sum_{l_1=1}^{m_1} \cdots \sum_{l_n=1}^{m_n} \overline{y}_u^{l_1,...,l_n} \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{l_i}(x_i) \right)}{\sum_{l_1=1}^{m_1} \cdots \sum_{l_n=1}^{m_n} \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{l_i}(x_i) \right)} \tag{I.10}$$

$\overline{y}_u^{l_1,...,l_n}$ pramètres ajustables collectés dans θ_f. Le controleur s'écrit donc :

$$u_D(x|\Theta) = \Theta^T \varphi(x) \tag{I.11}$$

tel que :

$$\varphi(x) = \frac{\prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i}^{l_i}(x_i)}{\sum_{l_1=1}^{m_1} \cdots \sum_{l_n=1}^{m_n} \prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i}^{l_i}(x_i)} \tag{I.12}$$

Conception de la loi d'adaptation

Si la fonction non linéaire $f(\mathbf{x})$ dans I.6 est connue, d'après [18] nous pouvons écrire la loi de commande idéale comme suit :

$$u^* = \frac{1}{b}[-f(\mathbf{x}) + y_r^{(n)} + \mathbf{k}^T \mathbf{e}] \tag{I.13}$$

Tel que $\mathbf{e} = [e, \dot{e}, ..., e^{(n-1)}]^T$, $e = y_r - y$ et $\mathbf{k} = [k_n, ..., k_1]^T$.

Avec un choix judicieux de $\mathbf{k}$, on a $e(t) \to 0$ lorsque $t \to \infty$, et la sortie du système y converge exponentiellement vers la référence y_r.

En substituant $u = u_D(x|\Theta)$ en I.6 et par ré-arrangement, nous obtenons :

$$e^n = -\mathbf{k}^T \mathbf{e} + b[u^* - u_D(x|\Theta)] \tag{I.14}$$

La dynamique de l'erreur en boucle fermée peut s'écrire sous la forme vectorielle suivante :

$$\dot{\mathbf{e}} = \triangle \mathbf{e} + \mathbf{b}[u^* - u_D(\mathbf{x}|\Theta)] \tag{I.15}$$

Tel que $\mathbf{b} = [0, \ldots, 0, b]$ et

$$\triangle = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \ldots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \ldots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \ldots & 0 & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & k_1 \end{bmatrix} \tag{I.16}$$

Les paramètres optimaux peuvent s'écrire comme suit [24] :

$$\Theta^* = \arg\, min[\sup |u_D(x|\Theta) - u^*|] \tag{I.17}$$

et l'erreur d'approximation minimale

$$\epsilon = u_D(x|\theta^*) - u^* \tag{I.18}$$

en utilisant I.11 et I.18 nous pouvons écrire la dynamique de l'erreur ainsi :

$$\dot{\mathbf{e}} = \triangle \mathbf{e} + \mathbf{b}(\Theta^* - \Theta)^T \varphi(\mathbf{x}) - \mathbf{b}\epsilon \tag{I.19}$$

Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2}\mathbf{e}^T P \mathbf{e} + \frac{1}{2\gamma}(\Theta^* - \Theta)^T(\Theta^* - \Theta) \tag{I.20}$$

Avec γ et b des constantes positives et P une matrice définie positive qui satisfait :

$$\triangle^T P + P\triangle = -Q \tag{I.21}$$

Avec Q une matrice arbitraire définie positive et $\triangle$ est donnée par l'équation I.16.

La dérivée temporelle de V est donnée par :

$$\dot{V} = \mathbf{e}^T Q \mathbf{e} + \frac{b}{\gamma}(\Theta^* - \Theta)^T[\gamma \mathbf{e}^T p_n \varphi(x) - \dot{\Theta}] - \mathbf{e}^T p_n b\epsilon \tag{I.22}$$

Avec p_n est la dernière colonnes de P.

Nous choisissons la loi d'adaptation [25] :

$$\dot{\Theta} = \gamma \mathbf{e}^T p_n \varphi(\mathbf{x}) \tag{I.23}$$

alors :

$$\dot{V} = \mathbf{e}^T Q \mathbf{e} - \mathbf{e}^T p_n b\epsilon \tag{I.24}$$

Avec un grand nombre de règles, l'erreur ϵ serait assez petite pour que $|\mathbf{e}^T p_n b\epsilon| < \frac{1}{2}\mathbf{e}^T Q \mathbf{e}$ et $\dot{V} < 0$

La figure I.5 présente le principe de la commande adaptative floue.

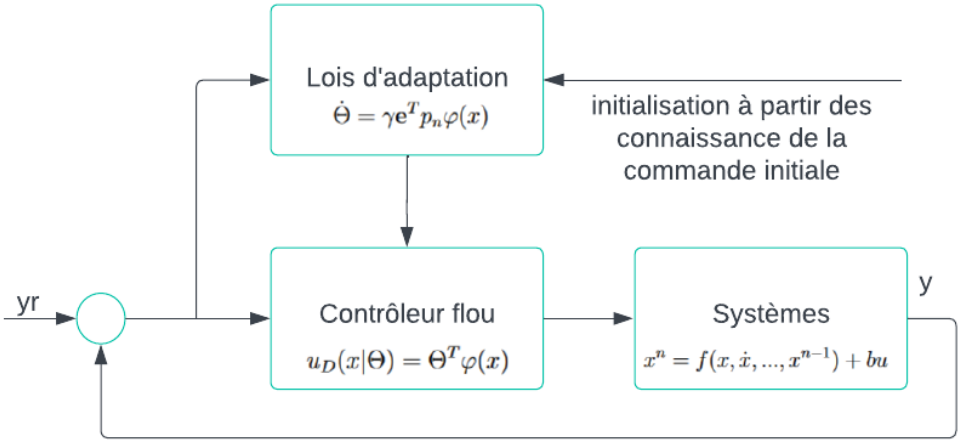


FIGURE I.5 – Commande adaptative floue [18].

I.4 Optimisation par essaims particulaires

Ce mémoire propose l'utilisation de l'optimisation par essaim particulaire (PSO) pour trouver les paramètres optimaux de la commande adaptative floue qui minimisent l'erreur de sortie.

I.4.1 Définition du PSO

Le PSO est une approche de recherche stochastique initialement introduite par Kennedy et Eberhart . L'algorithme PSO est dérivé du mouvement coordonné d'animaux vivant en groupe où l'objectif principal de tous les membres du groupe est de trouver la position la plus optimale dans un espace de recherche spécifié [26].

Dans un système PSO, les particules représentent des solutions candidates au problème en question et traversent un espace de recherche multidimensionnel. Chaque particule modifie sa position en « volant » dans l'espace de recherche, en utilisant sa vitesse actuelle, son expérience antérieure et celle des particules voisines. Ainsi, une particule utilise la meilleure position rencontrée par elle-même et ses homologues pour se diriger vers une solution optimale [27].

Le système mesure les performances de chaque particule à l'aide d'une fonction de fitness prédéfinie (objective) qui quantifie les performances du problème d'optimisation.

I.4.2 Principe de fonctionneemnt du PSO

Au fil du temps, de nombreuses modifications ont été proposées pour l'algorithme original du PSO. Conformément à nos recherches, nous avons adopté la formulation instinctive suivante

[28] :

$$\begin{cases} \nu_i^{k+1} = w^k \nu_i^k + \alpha_1 \gamma_{1i}(P_i - x_i^k) + \alpha_2 \gamma_{2i}(G - x_i^k) \\ x_i^{k+1} = x_i^k + \nu_i^{k+1} \end{cases} \tag{I.25}$$

Où ν_i^k est la vitesse de la particule et w^k est en général une constante appelée coefficient d'inertie de la *particule* i à la génération k . L'essaim se compose de N particules et $i = \{1...N\}$. De plus, P_i est la meilleur position visitée par i et G est la meilleure position trouvée par toute la population dans la génération k. Les paramètres $\gamma_{1,2} \in [0, 1]$ sont des valeurs aléatoires et $\alpha_{1,2}$ sont des constantes d'accélération.

La figure I.6 représente un rendu visuel de l'algorithme PSO en deux dimensions. La vitesse actualisée, ν_i^{k+1}, est calculée en additionnant une composante de quantité de mouvement qui vise à maintenir la trajectoire actuelle de la particule, une attraction vers la meilleure position personnelle, p_i, et une attraction vers la meilleure position globale de tous les membres du groupe, G. De plus, la position actualisée, x_i^{k+1}, est déterminée en ajoutant la position actuelle, x_k, à la vitesse, ν_i^{k+1}.

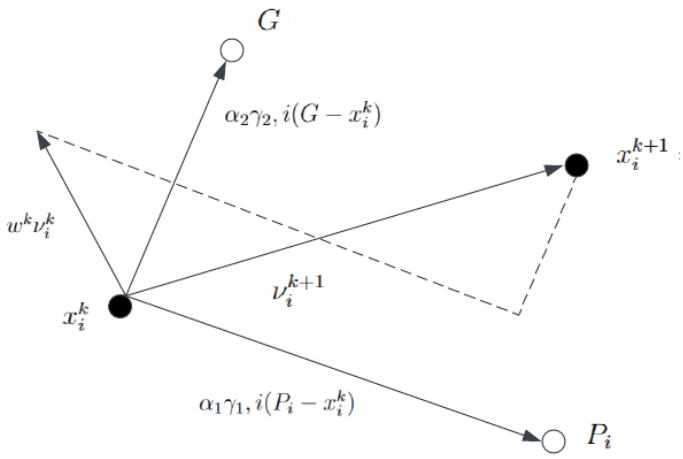


FIGURE I.6 – La représentation visuelle de l'algorithme PSO [29]

I.5 Conclusion

En conclusion, ce chapitre a présenté et expliqué la plateforme Quanser Aero, qui propose un large éventail de fonctionnalités, d'avantages et d'applications. De plus, le contrôle de cette plateforme par le biais de la méthode de contrôle adaptatif flou Backstepping a été discuté en détail. Pour fournir une compréhension complète de cette méthode, le chapitre s'est penché sur les principes fondamentaux du contrôle adaptatif, de la théorie du backstep, de la théorie des systèmes flous et de la conception du contrôle adaptatif flou. Enfin, l'optimisation par essaims

particulaires et a été abordé. Nous avons discuté de son fonctionnement et de son application potentielle dans notre recherche.

Le chapitre suivant s'appuiera sur ces concepts en explorant la modélisation de la plateforme Quanser Aero, en mettant particulièrement l'accent sur sa configuration hélicoptère à 2-DOF.

Chapitre II

Modélisation dynamique du Quanser AERO

II.1 Introduction

Dans le contexte de la théorie de contrôle, il est nécessaire de connaître les relations entre les grandeurs d'entrées et de sorties. L'ensemble de ces relations constitue le modèle mathématique du système. Ce modèle devrait, dans une simulation temporelle, produire la même réponse que le système lorsqu'ils sont tous deux stimulés par une entrée égale.

Plusieurs modèles dynamiques ont été proposés pour la plateforme Quanser AERO, chacun offrant différents niveaux de précision et de complexité [2].

Dans le contexte d'une commande adaptative floue, un modèle non-linéaire de la plateforme peut être plus adapté car il peut prendre en compte les non-linéarités et les variations dans les caractéristiques de la plateforme [3].

Tout d'abord, dans ce chapitre une théorie globale du modèle est exposée, dans le but de fournir un aperçu complet des différents facteurs qui influencent la plateforme. Ce modèle est ensuite condensé pour produire un système d'équations plus raffiné, mieux adapté à des fins de simulation.

II.2 Principe de fonctionnement de la plateforme

La plateforme Quanser AERO peut être configurée de manière à ressembler à un hélicoptère birotor classique. Cette configuration émule la configuration commune de l'hélicoptère avec un rotor principal (avant) et un rotor de queue (arrière) [30].

Le rotor avant, qui est parallèle au sol, affecte principalement le mouvement autour de l'axe de tangage tandis que le rotor arrière affecte le mouvement autour de l'axe de lacet. Le rotor de queue est souvent appelé rotor anticouple en raison de sa fonction de réduction du couple généré par le rotor principal autour de l'axe de lacet. En l'absence de cette composante, il serait difficile de stabiliser l'hélicoptère autour de l'axe de lacet. Étant donné que les rotors du Quanser Aero sont de la même taille et sont équidistants les uns des autres, le rotor de queue génère également un couple autour de l'axe de tangage. Par conséquent, les deux rotors génèrent mutuellement un couple l'un sur l'autre [31].

II.3 Modèle dynamique

II.3.1 Coordonnées généralisées

Nous considérons la plateforme Quanser AERO représentée par un schéma synoptique dans la figure II.1.

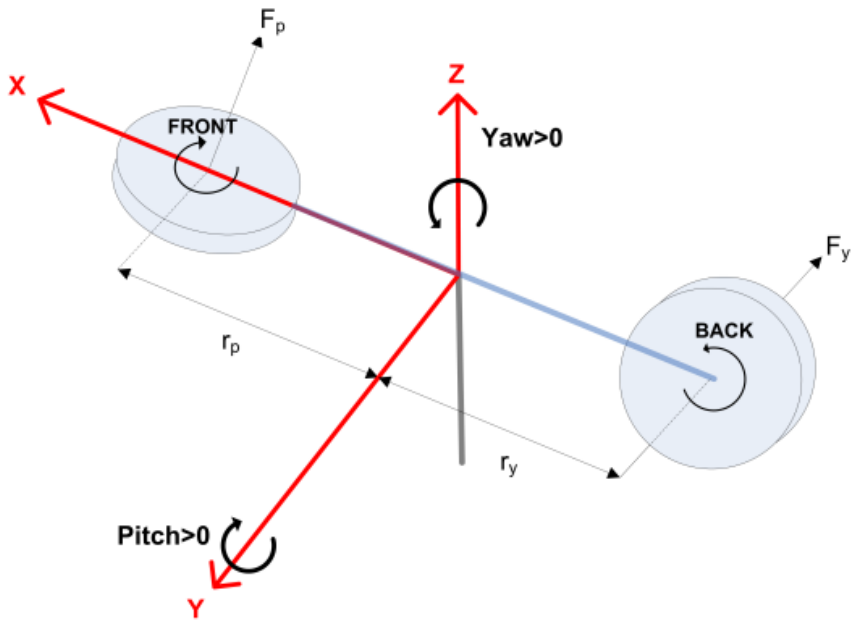


FIGURE II.1 – Schéma synoptique d'une configuration d'hélicoptère à 2 degrés de liberté [2]

- **Pitch** : Tangage. **Yaw** : Lacet. **Front** : Devant. **Back** : Arrière.

Le système Quanser est équipé de deux hélices positionnées à des distances r_p et r_y de l'origine. L'hélice positionnée horizontalement est couplée à un moteur à courant continu qui lui permet de tourner autour de l'axe Y, ce qui crée le mouvement de tangage. D'autre part, l'hélice verticale, qui possède également un moteur à courant continu identique, génère un couple autour de l'axe Z, produisant ainsi le mouvement de lacet.

Les variables d'état du système comprennent l'angle de tangage et l'angle de lacet, ainsi que leurs dérivées respectives. Les tensions des deux moteurs à courant continu servent d'entrées du système (V_p,V_y) [2].

Les conventions suivantes sont utilisées pour la modélisation :

- L'hélicoptère est horizontal lorsque l'angle tangage est $\theta = 0°$.
- L'angle tangage augmente positivement $\dot{\theta} > 0°$, lorsque le rotor avant est déplacé vers le haut, le corps tourne dans le sens antihoraire autour de l'axe y et la tension du rotor avant est positive.
- L'angle de lacet augmente positivement $\dot{\psi} > 0°$, lorsque le corps tourne dans le sens antihoraire autour de l'axe z dans ce cas la tension du rotor arrière est positive.
- Les frottements dans le système sont du type visqueux.

L'approche utilisée pour obtenir la modélisation dynamique du Quanser Aero est le formalisme de Lagrange. Cette équation sera utilisée pour déterminer le modèle mathématique de la dynamique du système. Celle-ci est écrite en termes de position cartésienne tridimensionnelle

absolue et de vitesse cartésienne tridimensionnelle absolue. Le modèle est ensuite représenté par des équations différentielles non linéaires.

II.3.2 Équations du mouvement

Les paramètres dans le tableau II.1 sont exploités :

TABLE II.1 – Paramètres du Quanser AERO

Symbole	Description	Valeur
I_p	Moment d'inertie autour de l'axe de tangage	$0.0215\,\text{Kg.m}^2$
I_y	Moment d'inertie autour de l'axe de lacet	$0.037\,\text{Kg.m}^2$
D_p	Constante de frottement de tangage	0.0071
D_y	Constante de frottement de lacet	0.0220
K_{pp}	Gain de poussée de couple agissant sur l'axe de tangage à partir de l'hélice de tangage	$0.0011\,\text{N.m}$
K_{py}	Gain de poussée de couple agissant sur l'axe de tangage à partir de l'hélice à lacet	$0.0021\,\text{N.m}$
K_{yp}	Gain de poussée de couple agissant sur l'axe de lacet à partir de l'hélice de tangage	$-0.0027\,\text{N.m}$
K_{yy}	Gain de poussée de couple agissant sur l'axe de lacet à partir de l'hélice de lacet	$0.0022\,\text{N.m}$
l_c	Distance entre le centre de masse et le corps fixe	$0.002\,\text{m}$
m	Masse du système	$1.075\,\text{Kg}$
g	Accélération de la gravitation	$9.8065\,\text{m/s}^2$

Énergies cinétique et potentielle

L'énergie potentielle totale due à l'effet gravitationnel est :

$$V_T = m\,g\,l_c\,cos(\theta(t)) \tag{II.1}$$

L'énergie cinétique totale peut être exprimée en termes de coordonnées généralisées et de leurs premières dérivées :

$$T = T_p + T_y + T_t \tag{II.2}$$

T_p : Énergie cinétique agissant sur les axes de tangage.

T_y : Énergie cinétique agissant sur les axes de lacet.

T_t : Énergie cinétique générée par le mouvement de translation du centre de masse [32].

Tel que :

$$T_p = \frac{1}{2} I_p \dot{\theta}^2 \qquad T_y = \frac{1}{2} I_y \dot{\psi}^2 \tag{II.3}$$

$$\begin{aligned} T_t = \frac{1}{2} m\, l_c^2 \,[(-\sin(\psi)\, \dot{\psi}\, \cos(\theta) \\ -\cos(\psi)\, \sin(\theta)\, \dot{\theta})^2 + (-\cos(\psi)\, \dot{\psi}\, \sin(\theta) + \sin(\psi)\, \sin(\theta)\, \dot{\theta})(\cos(\theta)\, \dot{\theta})^2] \end{aligned} \tag{II.4}$$

Après simplification :

$$T = \frac{1}{2}(I_p\, \dot{\theta}^2 \, + I_y\, \dot{\psi}^2 \, + m\, l_c^2\, \dot{\psi}^2\, cos^2\theta \, + m\, l_c^2\, \dot{\theta}^2) \tag{II.5}$$

Forces

Lorsqu'une tension est appliquée au moteur de pitch (tangage), désignée par V_p , la vitesse de rotation qui en résulte induit une force F_p qui agit perpendiculairement au corps à une distance r_p de l'axe de tangage. La rotation de l'hélice génère un couple autour de l'arbre du moteur du rotor de tangage qui, à son tour, est observé autour de l'axe de lacet. Par conséquent, la rotation de l'hélice provoque un mouvement non seulement autour de l'axe de tangage, mais également autour de l'axe de lacet.

De même, le moteur de lacet provoque une force F_y qui agit sur le corps à une distance r_y de l'axe de lacet ainsi qu'un couple autour de l'axe de tangage [33].

Donc :

$$F_p = \tau_p - D_p\, \dot{\theta} \qquad F_y = \tau_y - D_y\, \dot{\psi} \tag{II.6}$$

où

$$\tau_p = K_{pp} V_p + K_{py} V_y \qquad \tau_y = K_{yp} V_p + K_{yy} V_y \tag{II.7}$$

τ_p et τ_y sont les couples générés par les moteurs de tangage et du lacet, respectivement.

Équations d'Euler-Lagrange

Le système d'équation de Lagrange pour notre plateforme est écrit comme suit :

$$\frac{\partial}{\partial t}(\frac{dL}{d\dot{\theta}} - \frac{dL}{d\theta}) = F_p \qquad \frac{\partial}{\partial t}(\frac{dL}{d\dot{\psi}} - \frac{dL}{d\psi}) = F_y \tag{II.8}$$

Tel que : L représente la fonction lagrangienne, la différence entre les énergies cinétique II.5 et potentielle II.1 totales du système.

Grâce à II.6 et basé sur II.8 les équations dynamiques peuvent être dérivées :

$$\begin{aligned}(I_p + ml_c^2)\ddot{\theta} &= (K_{pp}V_p + K_{py}V_y - D_p\dot{\theta} - mgl_c\,cos(\theta) - ml_c^2\,\dot{\psi}^2 sin(\theta)cos(\theta)) \\ (I_y + ml_c^2 cos^2(\theta))\ddot{\psi} &= (K_{yp}V_p + K_{yy}V_y - D_y\dot{\psi} + 2ml_c^2\,\dot{\psi}\,\dot{\theta} sin(\theta)cos(\theta))\end{aligned} \tag{II.9}$$

II.3.3 Le Modèle d'état

Les équations de mouvement II.9 peuvent être formulées dans l'espace d'état sous la forme $\dot{x} = f(x) + g(x)u$.

Nous considérons le vecteur d'état suivant :

$$[\theta \quad \dot{\theta} \quad \psi \quad \dot{\psi}] = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4] \tag{II.10}$$

Où : x_1, x_2, x_3 et x_4 sont respectivement l'angle de tangage, la vitesse de tangage, l'angle de lacet et la vitesse de lacet. Donc la représentation de l'espace d'état est exprimée comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \frac{1}{(I_p+ml_c^2)}(K_{pp}V_p + K_{py}V_y - D_p x_2 - mgl_c\,cos(x_1) - ml_c^2\,x_4^2 sin(x_1)cos(x_1)) \\ \dot{x_3} = x_4 \\ \dot{x_4} = \frac{1}{(I_y+ml_c^2 cos^2(x_1))}(K_{yp}V_p + K_{yy}V_y - D_y x_4 + 2ml_c^2\,x_4\,x_2 sin(x_1)cos(x_1)) \end{cases} \tag{II.11}$$

Nous posons :

$a_1 = I_p + ml_c^2$

$a_2 = -D_p x_2 - mgl_c\,cos(x_1) - ml_c^2\,x_4^2 sin(x_1)cos(x_1)$

$b_1 = I_y + ml_c^2 cos^2(x_1)$

$b_2 = -D_y x_4 + 2ml_c^2\,x_4\,x_2 sin(x_1)cos(x_1)$

D'après l'équation II.7, la représentation d'état devient :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \frac{1}{a_1}(\tau_p + a_2) \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = \frac{1}{b_1}(\tau_y + b_2) \end{cases} \tag{II.12}$$

$$\begin{cases} y_1 = x_1 \\ y_2 = x_3 \end{cases} \tag{II.13}$$

La représentation d'état montre un système multi-variable, non linéaire avec un couplage complexe.

II.4 Simulation du modèle dynamique

Dans cette partie, nous allons simuler notre système à 2 degrés de liberté en boucle ouverte. Le vecteur des tensions des moteurs $V = [V_p\, V_y]$ est utilisé comme vecteur d'entrée et le vecteur de sortie contient l'attitude $y = [\theta\ \psi]$. Les paramètres utilisés dans la simulation sont présentés dans le tableau II.1. Nous avons simulé les deux mouvements du Quanser AERO, celui du tangage et de lacet avec les entrées de commandes $\tau_p = 0.02N.m$ et $\tau_y = 0N.m$.

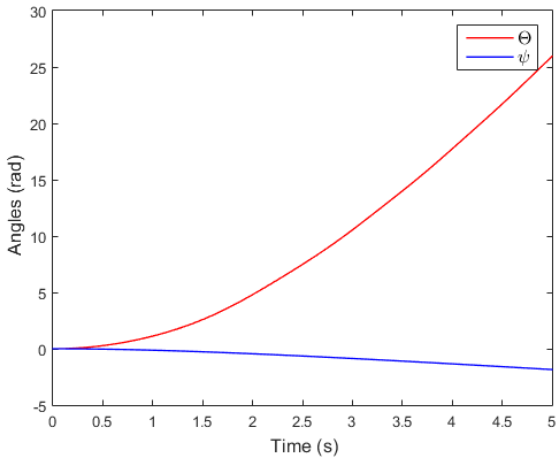


FIGURE II.2 – Mouvement de tangage et lacet en boucle ouverte

Les résultats de la simulation montrés à la figure II.2 ont révélé un aspect intéressant : malgré une entrée de commande nulle, nous avons observé un léger mouvement de rotation de l'angle de lacet ψ au fil du temps.

Ce phénomène inattendu met en évidence la nature couplée, complexe et non linéaire du modèle du système. Les interactions entre les différents degrés de liberté jouent un rôle important dans ce mouvement indésirable. Même si aucun couple n'est appliqué au moteur de lacet, les effets indirects issus du mouvement de tangage peuvent influencer l'angle de lacet. Par conséquent, il est essentiel de prendre en compte ces interactions lors de l'analyse et de la conception d'une loi de commande pour le contrôle du système.

II.5 Modèle de rafale de vent

Le modèle stochastique de rafale de vent a été choisi, ce modèle suppose que la turbulence est un processus aléatoire gaussien, qui est lié à la probabilité d'obtenir une vitesse de rafale à un moment donné, et stationnaire qui implique que la turbulence a une durée infinie, ce qui est l'hypothèse la plus courante [28].

Le modèle développé dans [18] est utilisé pour simuler le comportement d'une rafale de vent tel que la vitesse du vent sur x et y s'écrit [34] :

$$H_u(s) = \frac{\triangle u}{N_W} = \sigma_u \sqrt{\frac{2L_u}{\pi U_u}} \frac{1}{1 + \frac{L_u}{U_u} s} \tag{II.14}$$

$$H_v(s) = \frac{\triangle v}{N_W} = \sigma_v \sqrt{\frac{2L_v}{\pi U_v}} \frac{1}{1 + \frac{L_v}{U_v} s} \tag{II.15}$$

Avec N_W est un bruit blanc, U_u et U_v représentent la vitesse relative du véhicule par rapport au courant d'air et $[\triangle u, \triangle v]^T$ est le changement dans les vitesses linéaires du véhicule dû à la rafale de vent. Les intensités de turbulence (σ_u, σ_v) et les longueurs longitudinales de turbulence (L_u, L_v) décrivent le comportement d'une rafale de vent. Dans la région de basse altitude (altitude $<$ 304.8m), la longueur longitudinale et l'intensité de turbulence sont données par :

$$L_u = L_v = \frac{h}{(0.177 + 0.000823h)^{1.2}} \tag{II.16}$$

$$\sigma_u = \sigma_v = 0.1W_{20} \frac{1}{(0.177 + 0.000823h)^{0.4}} \, 0.1W_{20} \tag{II.17}$$

Avec h est la hauteur du véhicule (altitude) et W_{20} est la vitesse du vent exprimée en échelle de Beaufort (BS). Nous avons considéré une vitesse de vent typique de $3.4m/s\,(BS3)$ et une altitude de 3m. La figure II.3 montre l'évolution temporelle d'une rafale de vent le long des deux axes x et y.

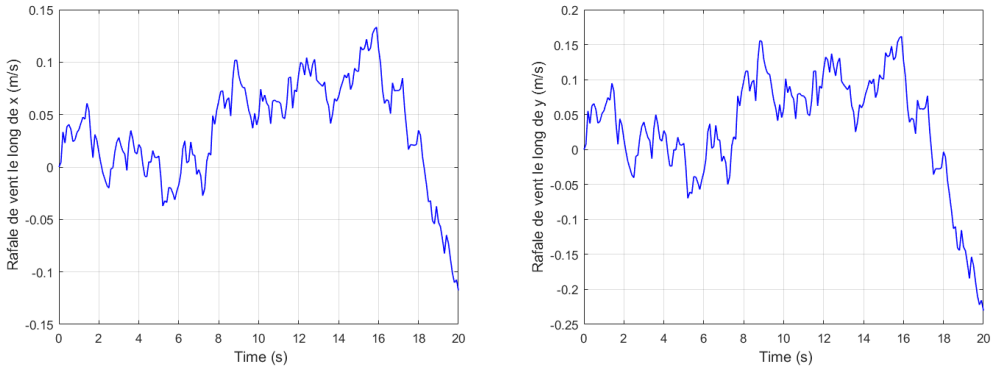


FIGURE II.3 – Vitesse de la rafale de vent sur x et y

II.6 Conslusion

Dans ce chapitre, nous avons réussi à établir le modèle dynamique du Quanser AERO en utilisant le formalisme d'Euler-Lagrange. Le modèle a pu démontrer la nature complexe, couplée, multivariable et non linéaire du système, ce qui rend son contrôle relativement difficile. Nous avons également effectué une simulation du modèle dynamique pour mettre en évidence le comportement non linéaire et couplé du Quanser Aero. Nous avons finalement présenté un modèle d'une rafale de vent utilisé pour simuler les perturbations externes dans le prochain chapitre.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter une nouvelle technique de contrôle adaptatif flou pour contrôler la plateforme Quanser Aero. Cette approche sera utilisée pour pallier les complexités du comportement non-linéaire de la plateforme.

Chapitre III

Conception de la commande adaptative floue

III.1 Introduction

Ces derniers temps, l'utilisation de la technologie de commande Backstepping est devenue une solution intuitive au défi de la régulation des systèmes aériens. Toutefois, cette approche exige une compréhension approfondie de la dynamique du système, ce qui est une hypothèse difficile à concrétiser dans des scénarios pratiques. Pour surmonter cet obstacle et élargir la portée du Backstepping, ce chapitre présente le contrôle adaptatif flou par Backstepping pour le Quanser Aero [35].

L'idée principale est d'utiliser un système adaptatif flou pour estimer une loi de commande idéale partiellement inconnue sur la base du modèle dynamique en ligne. L'approche proposée intègre trois termes dans le contrôleur : un terme adaptatif synthétisé de manière floue pour approximer une loi de commande de backstepping basée sur le modèle dynamique, un terme borné robuste utilisé pour compenser l'erreur d'approximation floue et un terme proportionnel dérivé pour réguler les variations des états du système. La stabilité de la boucle fermée est examinée à l'aide de l'approche de Lyapunov. L'efficacité de ces lois de contrôle est évaluée par simulation.

III.2 Développement Backstepping

Le modèle d'état II.12 peut s'écrire sous cette forme :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f_1(x) + g_1(x)u_p \\ \dot{x_3} = x_4 \\ \dot{x_4} = f_2(x) + g_2(x)u_y \end{cases} \tag{III.1}$$

$$\begin{cases} y_1 = x_1 \\ y_2 = x_3 \end{cases} \tag{III.2}$$

Tel que le vecteur d'état est $x = [x_1\ x_2\ x_3\ x_4]^T \in R^4$, $u = [u_p\ u_y]^T \in R^2$ ainsi que le vecteur de sortie est $y = [y_1\ y_2]^T$. $f_1(x)$, $f_2(x)$, $g_1(x)$ et $g_2(x)$ sont des fonctions non linéaires continues supposées inconnues.

Angle de tangage

Nous définissons l'erreur de poursuite entre l'angle de tangage (sortie) θ et la trajectoire de référence θ_r en garantissant la bornitude de tous les signaux de la boucle fermée.

$$s_1 = x_{1r} - x_1 \tag{III.3}$$

$$\dot{s_1} = \dot{x_{1r}} - x_2 \tag{III.4}$$

En utilisant les techniques de commande par le backstepping, une loi de commande u_p peut être synthétisée , garantissant la convergenence vers zéro de s_1 et sa dérivée quand $t \to \infty$.

Preuve on procède par deux étapes :

Étape 1

Choisissant une fonction de Lyapunov V_1 et sa dérivée temporelle $\dot{V}_1$ comme suit

$$V_1 = \frac{1}{2} s_1^2 \tag{III.5}$$

$$\dot{V_1} = s_1 \dot{s_1}^2 = s_1(\dot{x_{1r}} - x_2) \tag{III.6}$$

Nous proposons la commande virtuelle x_{2r} qui entraîne la négativité de la dérivée de la fonction de Lyapunov : :

$$x_{2r} = \dot{x_{1r}} + k_1 \, s_1 \tag{III.7}$$

Avec k_1 un paramètre de conception.
En utilisant III.7, la dérivée temporelle III.6 peut être reformulée comme suit :

$$\dot{V_1} = -k_1 \, s_1^2 < 0 \tag{III.8}$$

Étape 2

Nous définissons la 2^{me} erreur :

$$s_2 = x_{2r} - x_2 \tag{III.9}$$

$$\dot{s_2} = \dot{x_{2r}} - \dot{x_2} \tag{III.10}$$

De III.1 et III.7, nous pouvons écrire :

$$\begin{cases} \dot{s_1} = -s_2 - k_1\, s_1 \\ \dot{s_2} = \ddot{x_{1r}} - k_1(s_2 + k_1\, s_1) - f_1(x) - g_1(x)u_p \end{cases} \tag{III.11}$$

Définissons la fonction de Lyapunov augmentée et sa dérivée comme suit :

$$V_2 = \frac{1}{2}s_1^2 + \frac{1}{2}s_2^2 \tag{III.12}$$

$$\dot{V_2} = s_1\dot{s_1} + s_2\dot{s_2} \tag{III.13}$$

En remplaçant $\dot{s_1}$ et $\dot{s_2}$ à partir de III.11 dans III.13, nous obtenons :

$$\dot{V_2} = \dot{V_1} + s_2(s_1 + \ddot{x}_{1r} - k_1(s_2 + k_1\, s_1) - f_1(x) - g_1(x)u_p) \tag{III.14}$$

En remplaçant III.8 :

$$\dot{V_2} = -k_1\, s_1^2 + s_2(s_1 + k_2 s_2 + \ddot{x}_{1r} - k_1(s_2 + k_1\, s_1) - f_1(x) - g_1(x)u_p) \tag{III.15}$$

La choix de la loi de commande doit mener à une dérivée négative de la fonction de Lyapunov $\dot{V_2} \leq 0$ comme suit :

$$\dot{V_2} = -k_1\, s_1^2 - k_2\, s_2^2 < 0 \tag{III.16}$$

Avec k_2 un paramètre de conception.

En utilisant III.14, nous trouvons :

Donc la commande u_p qui assure la poursuite est :

$$u_p = \frac{1}{g_1(x)}[s_1 - k_1(s_2 + k_1\, s_1) + \ddot{x}_{1r} + k_2\, s_2 - f_1(x)] \tag{III.17}$$

Remarque : Le développement de la loi de commande u_y (angle de lacet) est de même et la loi s'écrit :

$$u_y = \frac{1}{g_2(x)}[s_3 - k_3(s_4 + k_3\, s_3) + \ddot{x}_{3r} + k_4\, s_4 - f_2(x)] \tag{III.18}$$

Dans ce qui suit nous cherchons à approximer cette loi de commande par un système adaptatif flou robuste.

III.3 Synthèse de la commande adaptative floue

Dans le segment précédent, une commande a été établie sur la base du modèle dynamique du système, qui a la capacité de stabiliser le système et d'atteindre les performances souhaitées. Toutefois, en raison de la dynamique partiellement inconnue du système, cette commande n'est pas exécutable.

Pour surmonter cette contrainte, une méthode impliquant un mécanisme adaptatif flou est mise en œuvre pour évaluer la commande u au moyen d'un terme robuste afin de compenser les erreurs pouvant découler de l'estimation floue.

III.3.1 Description du système d'inférence flou

La présente étude utilise un système flou Takagi-Sugeno d'ordre zéro à entrées multiples et à sortie unique pour son système d'inférence flou. Ce système comprend quatre composants, à savoir la base de connaissances (qui comprend les règles d'inférence floues), la fuzzification, le moteur d'inférence flou et la défuzzification. La base de connaissances, en particulier, est composée d'un ensemble de règles floues qui prennent le format suivant [36] :

$$R^k : \textbf{SI } x_1 \ est \ F_1^r \ et \ x_2 \ est \ F_2^r \ \textbf{ALORS } y_f \ est \ y_f^k, k = 1, ..., N \tag{III.19}$$

Tel que x_1 et x_2 sont les entrées, y_f la sortie et pour chaque entrée on définit m_i ensemble flou $G_i^j = 1, ..., m_i$, y_f^k est une constante associée à la partie conclusion de la k^{me} règle du nombre total N de règles [18].

La défuzzification de type moyenne des centres donnera la sortie du système flou exprimée ainsi :

$$y_f(x_i|\Theta) = \frac{\sum_{k_1}^{N} y_f^k \prod_{i=1}^{n} \mu_{F_i{}^k}(x_i)}{\sum_{k_1}^{N} [\prod_{l=1}^{n} \mu_{F_i{}^k}](x_i)} \tag{III.20}$$

Où : $\mu_{F_i}^k(x_i) \in \{\mu_{G_i{}^1}, ..., \mu_{G_i{}^{m_i}}\}$ et $\mu_{G_i{}^{m_i}}$ est la fonction d'appartenance associée à l'ensemble flou G_i^j.

Nous posons le vecteur des fonctions floues de base :

$$\varphi_k(x_i) = \frac{\prod_{i=1}^{n} \mu_{F_i{}^k}(x_i)}{\sum_{k_1}^{N} [\prod_{l=1}^{n} \mu_{F_i{}^k}](x_i)} \tag{III.21}$$

Avec Θ^T le vecteur des paramètres de la partie conclusion des règles floues :

$$\Theta^T = [y_f^1, ..., y_f^N] \tag{III.22}$$

Grâce à III.21 et III.22, le système flou III.20 s'écrit :

$$y_f(x_i|\Theta) = \Theta^T \varphi_k(x_i) \tag{III.23}$$

Les règles floues

Nous avons choisi 2 cas pour la commande, le premier cas avec 9 règles floues et le deuxième avec 25 règles floues pour chaque angle de rotation.

- **CAF avec 9 règles**

  Pour chaque variable $x_i = [\theta \ \psi]$ et $\dot{x}_i = [\dot{\theta} \ \dot{\psi}]$ définies dans l'intervalle $[-\frac{\pi}{6} \ \frac{\pi}{6}]$, trois ensembles flous N_f, Z_f et P_f représentés dans la figure III.1 sont choisis avec les fonctions d'appartenances gaussiennes suivantes :

  $\mu_{F^1_{x_i}} = exp(-\frac{1}{2}(\frac{x_{F_i}+\pi/6}{\pi/12})^2)$, $\mu_{F^2_{x_i}} = exp(-\frac{1}{2}(\frac{x_{F_i}}{\pi/12})^2)$, $\mu_{F^3_{x_i}} = exp(-\frac{1}{2}(\frac{x_{F_i}-\pi/6}{\pi/12})^2)$

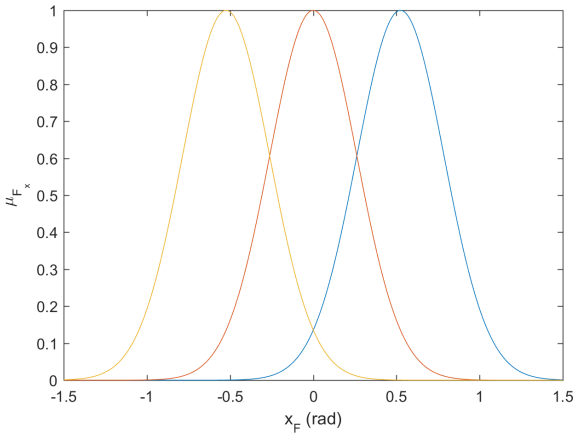


FIGURE III.1 – Fonctions d'appartenances - 9 règles floues

Les combinaisons des règles floues choisies sont représentées dans le tableau III.1.

TABLE III.1 – Base de règles avec 9 règles floues

Règle	Prémisse	Conclusion
Règle 1	$x_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$	y_1
Règle 2	$x_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$	y_2
Règle 3	$x_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$	y_3
Règle 4	$x_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$	y_4
Règle 5	$x_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$	y_5
Règle 6	$x_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$	y_6
Règle 7	$x_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$	y_7
Règle 8	$x_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$	y_8
Règle 9	$x_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$	y_9

- **CAF avec 25 règles**

  Pour chaque variable $x_i = [\theta\ \psi]$ et $\dot{x}_i = [\dot{\theta}\ \dot{\psi}]$ définies dans l'intervalle $[-\frac{2\pi}{9}\ \ \frac{2\pi}{9}]$, cinq ensembles flous N_{f_1}, N_{f_2}, Z_{f_1}, Z_{f_2}, P_{f_1} et P_{f_2} représentés dans la figure III.3.1 sont choisis avec les fonctions d'appartenances gaussiennes suivantes :

  $\mu_{F^1_{x_i}} = exp(-\frac{1}{2}(\frac{x_{F_i}+2\pi/9}{\pi/9})^2)$, $\mu_{F^2_{x_i}} = exp(-\frac{1}{2}(\frac{x_{F_i}+\pi/9}{\pi/9})^2)$, $\mu_{F^3_{x_i}} = exp(-\frac{1}{2}(\frac{x_{F_i}}{\pi/9})^2)$,

  $\mu_{F^4_{x_i}} = exp(-\frac{1}{2}(\frac{x_{F_i}-\pi/9}{\pi/9})^2)$, $\mu_{F^5_{x_i}} = exp(-\frac{1}{2}(\frac{x_{F_i}-2\pi/9}{\pi/9})^2)$

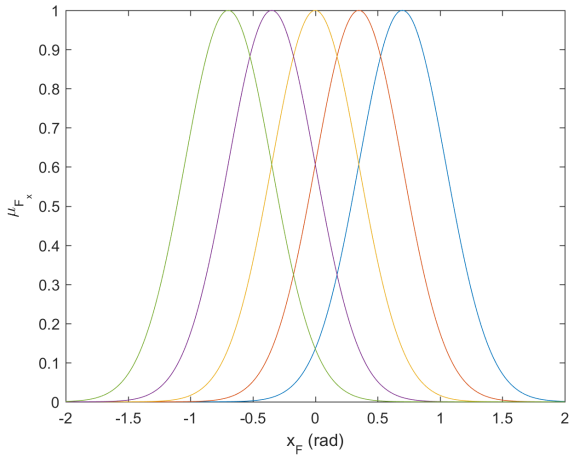


FIGURE III.2 – Fonctions d'appartenances - 25 règles floues

Les combinaisons des règles floues choisies sont représentées dans le tableau III.2.

TABLE III.2 – Base de règles avec 25 règles floues

Règle	Prémisse	Conclusion	Règle	Prémisse	Conclusion
Règle 1	$x_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$	y_1	Règle 14	$x_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$	y_{14}
Règle 2	$x_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$	y_2	Règle 15	$x_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$	y_{15}
Règle 3	$x_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$	y_3	Règle 16	$x_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$	y_{16}
Règle 4	$x_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$	y_4	Règle 17	$x_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$	y_{17}
Règle 5	$x_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$	y_5	Règle 18	$x_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$	y_{18}
Règle 6	$x_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$	y_6	Règle 19	$x_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$	y_{19}
Règle 7	$x_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$	y_7	Règle 20	$x_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$	y_{20}
Règle 8	$x_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$	y_8	Règle 21	$x_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$	y_{21}
Règle 9	$x_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$	y_9	Règle 22	$x_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$	y_{22}
Règle 10	$x_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$	y_{10}	Règle 23	$x_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$	y_{23}
Règle 11	$x_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^1_{x_i}}$	y_{11}	Règle 24	$x_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^4_{x_i}}$	y_{24}
Règle 12	$x_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^2_{x_i}}$	y_{12}	Règle 25	$x_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^5_{x_i}}$	y_{25}
Règle 13	$x_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$ ET $\dot{x}_i \in \mu_{F^3_{x_i}}$	y_{13}			

III.3.2 Structure de la loi de commande

Dans le segment suivant, nous nous concentrerons sur la construction d'un contrôle adaptatif flou robuste et de lois d'adaptation des paramètres qui garantissent que tous les signaux de la boucle fermée sont uniformément stables et bornés. De plus, notre objectif est de minimiser les erreurs de suivi s_1, s_2, s_3, s_4. La loi de contrôle que nous proposons comprend trois éléments essentiels. Tout d'abord, un terme adaptatif flou qui aide à approximer la dynamique inconnue du système. Deuxièmement, un terme robuste conçu pour compenser les erreurs d'approximation qui peuvent résulter du terme flou. Enfin, nous incluons un terme proportionnel dérivé pour compléter la conception [18].

Nous supposons que les lois de commande $u_i^*(t)$ peuvent être approximées par le système adaptatif flou $u_f(x|\Theta_i)$ comme suit :

$$u_f(x|\Theta_u) = \Theta_i^T \varphi_i(x), i = 1, ...; n \tag{III.24}$$

Nous supposons, qu'il existe un vecteur des paramètres Θ_i^* lentement variables dans le temps tel que la commande idéale $u_i^*(t)$ vérifie :

$$u_i^*(t) = \Theta_i^{*T} \varphi_i(x) + \delta_i(x), i = 1, ..., n \tag{III.25}$$

Avec $\delta_i(x)$ l'erreur d'approximation floue minimale.

Nous définissons le vecteur des paramètres optimaux [36] :

$$\Theta_i^* = \arg \min_{\Theta_i \in \Omega_\Theta} \left\{ \sup_{x \in \Omega_x} |u_f(x|\Theta_i) - u_i^*(t)| \right\} \tag{III.26}$$

Tels que Ω_x et Ω_Θ sont deux ensembles compacts pour x et Θ_u respectivement.

L'erreur d'approximation floue minimale peut s'écrire :

$$\delta_i(x) = u_i^*(t) - \Theta_i^{*T} \varphi_i(x) \tag{III.27}$$

Telle que l'erreur d'approximation floue $\delta_i(x)$ est supposée bornée : $|\delta(x)| \leq \bar{\delta}$ pour tout $x \in \Omega_x$ et $\bar{\delta} > 0$ est une constante.

Soit Θ_u une estimation du vecteur optimal Θ_u^* ; la loi de commande pour le système est choisie comme suit :

$$u_i(t) = u_{f,i} + u_{r,i} + u_{pd,i}, i = 1, ..., n \tag{III.28}$$

$u_{f,i}$ est le terme de l'approximation floue, conçu pour approcher les lois de commande idéales III.17 et III.18 basées sur le modèle dynamique.

$$u_{f,i} = \Theta_i^T \varphi_i(x) \tag{III.29}$$

$$\dot{\Theta}_i = \gamma_i \, s_{2,i} \, \varphi_i(x) - \sigma_{1i} \Theta_i \tag{III.30}$$

Avec γ_i et σ_{1i} sont des paramètres de conception positifs et $\Theta_i(0) = 0$

u_r est le terme de commande robuste employé pour compenser l'erreur d'approximation floue dans III.27 :

$$u_{r,i} = \hat{\delta}_i \; tanh\left(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}\right) \tag{III.31}$$

Avec

$$\dot{\hat{\delta}}_i = \lambda_i \, s_{2,i} \, tanh\left(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}\right) - \sigma_{2i} \, \hat{\delta}_i \tag{III.32}$$

avec λ,σ_2, et ϵ sont des constantes positives de conception, $\hat{\delta}$ est l'estimation de δ et $\hat{\delta}_i(0) = 0$.

Le terme proportionnel dérivé est donné par :

$$u_{pd,i} = k_{2,i} \, s_{2,i} \tag{III.33}$$

Avec $k_{2,i}$ une constante positive de conception.

La loi de commande suggérée peut être formulée explicitement de la manière suivante :

La loi de commande proposée

$$u_i = \Theta_i^T \varphi_i(x) + \hat{\delta}_i \tanh\left(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}\right) + k_{2,i} s_{2,i} \tag{III.34}$$

Remarque : Les lois d'adaptation III.30 et III.32 sont formulées de manière à garantir la négativité de la dérivée de la fonction candidate de Lyapunov qui est employée pour examiner la stabilité du système en boucle fermée dans la section suivante. Cette négativité est établie dans l'espace des paramètres estimé lorsque les paramètres dépassent certaines bornes [26].

III.3.3 Analyse de stabilité

Considérons la fonction de Lyapunov candidate suivante [19] :

$$V_i = \frac{1}{2} s_{1,i}^2 + \frac{1}{2 g_i(x)} s_{2,i}^2 + \frac{1}{\gamma_i} \tilde{\Theta}_i^T \tilde{\Theta}_i + \frac{1}{\lambda_i} \tilde{\delta}_i^{\,2} \tag{III.35}$$

Avec $\tilde{\delta}_i = \delta_i - \hat{\delta}_i$ et $\tilde{\Theta}_i = \Theta_i^* - \Theta_i$ l'erreur d'estimation.

La dérivée temporelle de V_i en utilisant (III.15) est

$$\dot{V}_i = -k_{1,i} s_{1,i}^2 + s_{2,i} \left[u_i^*(t) - u_i(t)\right] + \frac{1}{\gamma_i} \tilde{\Theta}_i^T \dot{\tilde{\Theta}}_i + \frac{1}{\lambda_i} \tilde{\delta}_i^{\,T} \dot{\tilde{\delta}}_i \tag{III.36}$$

Avec la commande idéale $u_i^*(t)$ est donnée par : $u_i^*(t) = \dfrac{1}{g_i(x)} \left[\ddot{x}_{1r,i} - k_{1,i}(s_{2,i} + k_{1,i}\, s_{1,i}) + g_i(x) s_{1,i} - f_i(x) -\right.$

En remplaçant par (III.25) et (III.34) dans (III.36), nous obtenons :

$$\begin{aligned} \dot{V}_i = -k_{1,i} s_{1,i}^2 + s_{2,i} \left[\varphi_i^T(x)\Theta_i^* + \delta_i(x) - \varphi_i^T(x)\Theta_i - \hat{\delta}_i \tanh(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}) - k_{2,i} s_{2,i}\right] \\ + \frac{1}{\gamma_i} \tilde{\Theta}_i^T \dot{\tilde{\Theta}}_i + \frac{1}{\lambda_i} \tilde{\delta}_i^{\,T} \dot{\tilde{\delta}}_i \end{aligned} \tag{III.37}$$

Les vecteurs des paramètres optimaux Θ_i^* et δ_i^* sont supposés lentement variables dans le temps, par conséquent, la dérivée de l'erreur d'estimation sera $\dot{\tilde{\Theta}}_i = -\dot{\Theta}_i$, et $\dot{\tilde{\delta}}_i = -\dot{\hat{\delta}}_i$.

Nous avons donc :

$$\begin{aligned} \dot{V}_i = -k_{1,i} s_{1,i}^2 - k_{2,i} s_{2,i}^2 + s_{2,i} \varphi_i^T(x) \tilde{\Theta}_i + s_{2,i} [\delta_i(x) - \hat{\delta}_i \tanh(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i})] \\ - \frac{1}{\gamma_i} \tilde{\Theta}_i^T \dot{\Theta}_i - \frac{1}{\lambda_i} \tilde{\delta}_i^{\,T} \dot{\hat{\delta}}_i \end{aligned} \tag{III.38}$$

L'équation (III.38) peut être bornée de la manière suivante :

$$\begin{aligned}\dot{V}_i \leq -k_{1,i}s_{1,i}^2 - k_{2,i}s_{2,i}^2 + \frac{1}{\gamma_i}\tilde{\Theta}_i^T[\gamma_i s_{2,i}\varphi_i(x) - \dot{\Theta}_i] + \frac{1}{\lambda_i}\tilde{\delta}_i[\lambda s_{2,i}\tanh(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}) - \dot{\hat{\delta}}_i] \\ + |s_{2,i}|\,\delta_i^* - s_{2,i}\hat{\delta}_i\tanh(\frac{s_2}{\epsilon_i}) - \delta^* s_{2,i}\tanh(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}) + \hat{\delta}_i s_{2,i}\tanh(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i})\end{aligned} \tag{III.39}$$

Avec $\epsilon_i > 0$ un paramètre de conception.

Notons que l'inégalité suivante est valable pour tout $\zeta_i > 0$:

$$|s_{2,i}| - s_{2,i}\tanh(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}) \leq \zeta_i\epsilon_i = \varsigma_i \tag{III.40}$$

Avec ζ_i une constante qui satisfait $\zeta_i = e^{-(\zeta_i+1)}$, à savoir $\zeta_i = 0.2785$. Ensuite, l'équation (III.39) peut être réécrite comme suit :

$$\dot{V}_i \leq -k_{1,i}s_{1,i}^2 - k_{2,i}s_{2,i}^2 + \frac{1}{\gamma_i}\tilde{\Theta}_i^T[\gamma_i s_{2,i}\varphi_i(x) - \dot{\Theta}_i] + \frac{1}{\lambda_i}\tilde{\delta}_i[\lambda_i s_{2,i}\tanh(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}) - \dot{\hat{\delta}}_i] + \delta_i^*\varsigma_i \tag{III.41}$$

Choisissons les lois d'adaptation paramétriques $\dot{\Theta}_i$ and $\dot{\hat{\delta}}_i$ comme suit :

$$\dot{\Theta}_i = \gamma s_{2,i}\varphi_i(x) - \sigma_{1i}\Theta_i \tag{III.42}$$

$$\dot{\hat{\delta}}_i = \lambda_i s_{2,i}\tanh(\frac{s_{2,i}}{\epsilon_i}) - \sigma_{2i}\hat{\delta}_i \tag{III.43}$$

Remplaçons les lois d'adaptation paramétriques $\dot{\Theta}_i$ (III.42), et $\dot{\hat{\delta}}_i$ (III.43), nous obtenons :

$$\dot{V}_i \leq -k_{1,i}s_{1,i}^2 - k_{2,i}s_{2,}^2 + \delta_i^*\varsigma_i + \frac{\sigma_{1i}}{\gamma_i}\tilde{\Theta}_i^T\Theta_i + \frac{\sigma_{2i}}{\lambda_i}\tilde{\delta}_i\hat{\delta}_i \tag{III.44}$$

En utilisant l'inégalité de Young pour les termes $\frac{\sigma_1}{\gamma}\tilde{\Theta}_u^T\Theta_u$ et $\frac{\sigma_2}{\lambda}\tilde{\delta}\hat{\delta}$, nous obtenons :

$$\frac{\sigma_{1i}}{\gamma_i}\tilde{\Theta}_i^T\Theta_i \leq -\frac{\sigma_{1i}}{2\gamma_i}\tilde{\Theta}_i^T\tilde{\Theta}_i + \frac{\sigma_{1i}}{2\gamma_i}\Theta_i^{*T}\Theta_i^* \tag{III.45}$$

$$\frac{\sigma_{2i}}{\lambda_i}\tilde{\delta}_i\hat{\delta}_i \leq -\frac{\sigma_{2i}}{2\lambda_i}\tilde{\delta}_i^{\,2} + \frac{\sigma_{2i}}{2\lambda_i}|\delta_i|^2 \tag{III.46}$$

Par conséquent, l'équation (III.44) devient

$$\dot{V}_i \leq -k_{1,i}s_{1,i}^2 - k_{2,i}s_{2,i}^2 + \delta_i^*\varsigma_i - \frac{\sigma_{1i}}{2\gamma_i}\tilde{\Theta}_i^T\tilde{\Theta}_i + \frac{\sigma_{1i}}{2\gamma_i}\Theta_i^{*T}\Theta_i^* - \frac{\sigma_{2i}}{2\lambda_i}\tilde{\delta}_i^{\,2} + \frac{\sigma_{2i}}{2\lambda_i}|\delta_i|^2 \tag{III.47}$$

Définissons $c_i = \min\{2k_{1,i}, 2k_{2,i}, \sigma_{1i}, \sigma_{2i}\}$, alors (III.47) s'écrit :

$$\dot{V}_i \leq -c_i V_i + \delta_i^* \varsigma_i + \frac{\sigma_{1i}}{2\gamma_i}\Theta_i^{*T}\Theta_i^* + \frac{\sigma_{2i}}{2\lambda_i}\bar{\delta}_i^{\,2} \tag{III.48}$$

Comme les vecteurs des paramètres Θ_i^* et δ_i sont supposés bornés, nous pouvons donc définir une borne constante et positive ρ_i, tel que

$$\rho_i = \sup_t \left(\bar{\delta}_i \varsigma_i + \frac{\sigma_{1i}}{2\gamma_i}\Theta_i^{*T}\Theta_i^* + \frac{\sigma_{2i}}{2\lambda_i}\bar{\delta}_i^{\,2} \right) \tag{III.49}$$

avec ce choix, (III.48) devient

$$\dot{V}_i \leq -c_i V_i + \rho_i \tag{III.50}$$

Par l'intégration de (III.50) sur $[0, t]$, nous obtenons

$$V_i(t) \leq V_i(0) e^{-c_i t} + \frac{\rho_i}{c_i} \tag{III.51}$$

D'après (III.51) et en utilisant la même preuve que dans [37] et [38], nous pouvons prouver la bornitude de tous les signaux de la boucle fermée ainsi que la convergence de l'erreur de poursuite s_1 vers un petit voisinage de zéro.

III.4 Résultats de simulation

Dans cette section, nous allons présenter les résultats de simulation issus de l'application du backstepping et de la commande adaptative floue optimisées par PSO. Deux scénarios de simulation sont implémentés. Dans le premier scénario, une trajectoire sinousoïdale est considérée sans tenir compte des perturbations externes. Dans le deuxième scénario, deux types de perturbations sont considérées :

- Externes : Rafale de vent.
- Internes : Variation paramétrique où le système prend une charge qui représente quatre fois sa masse et qui est appliquée à l'instant t = 10s.

Les figures présentées dans cette section représentent l'évolution des signaux caractérisant le système en fonction du temps, à savoir : les erreurs, les sorties, les sorties désirées ainsi que les commandes appliquées au système. Ceci afin d'atteindre un point désiré de coordonnées $[\theta_r\ \psi_r]$ telles que $\theta_r(t) = \psi_r(t) = \frac{1}{2}sin(t)$

III.4.1 Résultats d'optimisation par PSO des lois de commandes

L'algorithme méta-heuristique PSO a été utilisé pour la commande backstepping et adaptative floue afin de trouver les paramètres optimaux qui minimisent l'erreur quadratique moyenne des sorties. L'expérience a été répétée plusieurs fois, ce qui va permettre d'éviter les minimums locaux et la convergence prématurée des algorithmes.
Nous avons utilisé la fonction objective donnée comme suit :

$$J = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_{ref_i} - y_i)^2 \tag{III.52}$$

Avec $y_{ref_1} = \theta_{ref}$, $y_{ref_2} = \psi_{ref}$ et $y_1 = \theta$, $y_2 = \psi$.

L'algorithme a été exécuté plusieurs fois sous les mêmes conditions suivantes :

- Nombre d'agent de recherche : 24 agents.
- Nombre d'itérations : entre 15 et 50 itérations.
- La même fonction objective.
- Contraintes : $-24V < V_p < +24V$ et $-24V < V_y < +24V$

Les résultats de l'optimisation des paramètres sont présentés dans les tableaux III.3, III.4 et III.5.

Pour la commande du backstepping, les paramètres à optimiser sont les gains k_1, k_2, k_3 et k_4 dans l'intervalle [90 90 90 90].

TABLE III.3 – Paramètres optimaux de la commande backstepping

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
k_1	89.798672064450160	k_2	89.782581937537710
k_3	89.997136852897060	k_4	86.204076352049700

Pour la CAF, les paramètres optimisés sont k_1, k_2, k_3, k_4, λ_1, λ_2, γ_1 et γ_2. L'intervalle de recherche est [15 5 15 5 0.1 0.1 1 0.5] pour 9 règles et [20 6 20 6 0.1 0.1 1 1] pour 25 règles.

TABLE III.4 – Paramètres optimaux de la CAF avec 9 règles

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
k_1	13.788001541906638	k_2	2.532808224388500
k_3	13.598233684951470	k_4	2.973033838040941
λ_1	0.072140497683945	λ_2	0.071502190410375
γ_1	0.448942990254874	γ_2	0.357385403545585

TABLE III.5 – Paramètres optimaux de la CAF avec 25 règles

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
k_1	14.757932745544494	k_2	0.093231813336338
k_3	18.067175071936340	k_4	1.174663470290732
λ_1	0.073307407804736	λ_2	0.047297459271376
γ_1	0.124551950154026	γ_2	0.239525734456289

III.4.2 Simulation du Backstepping optimisé par PSO

Résultats sans perturbations

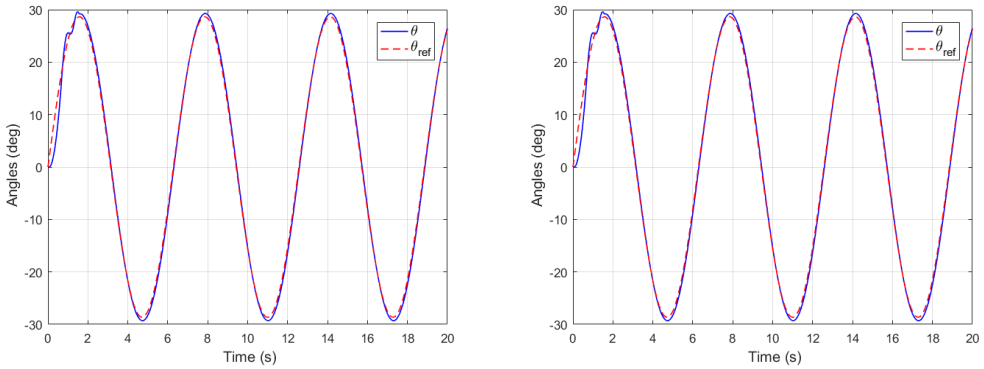


FIGURE III.3 – Suivi d'attitude sans perturbations externes - Backstepping

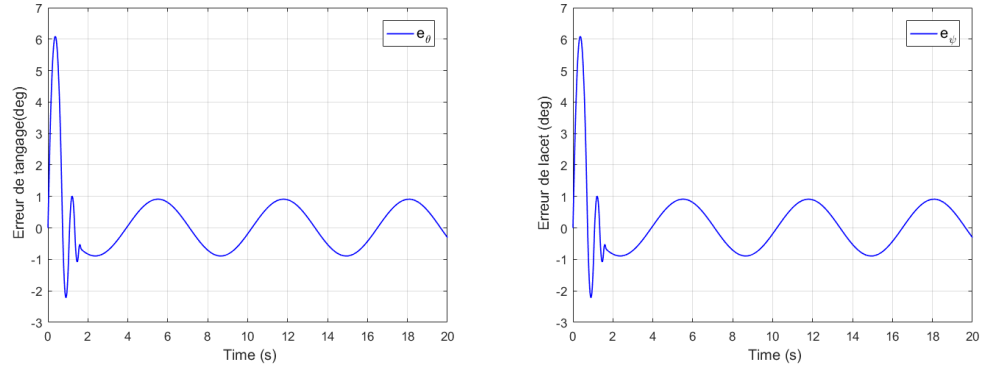


FIGURE III.4 – Erreurs de poursuite sans perturbations externes - Backstepping

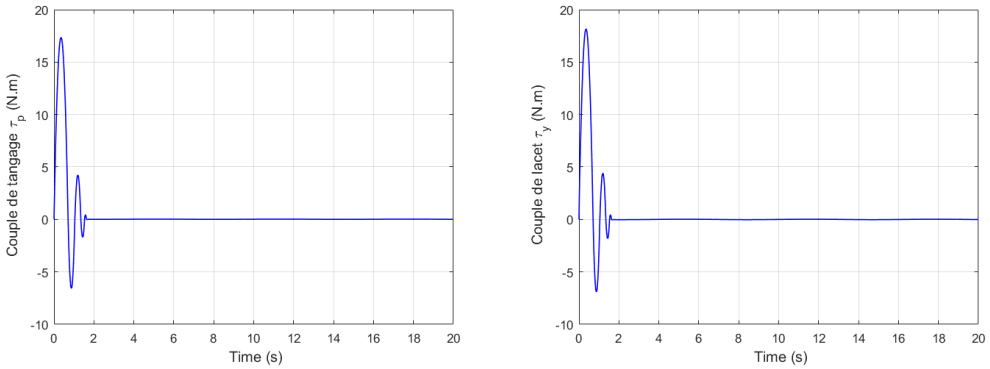


FIGURE III.5 – Entrées de commandes sans perturbations externes - Backstepping.

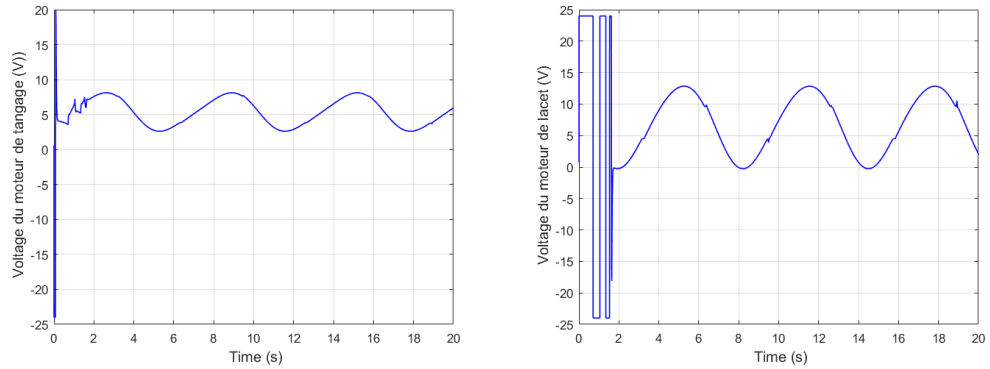


FIGURE III.6 – Tensions d'entrées du système sans perturbations externes - Backstepping.

Résultats avec perturbations

Cas 1 : Perturbations externes

Les perturbations de rafale de vent ont été appliquées sur les vitesses de sorties $\dot{\theta}$ et $\dot{\psi}$.

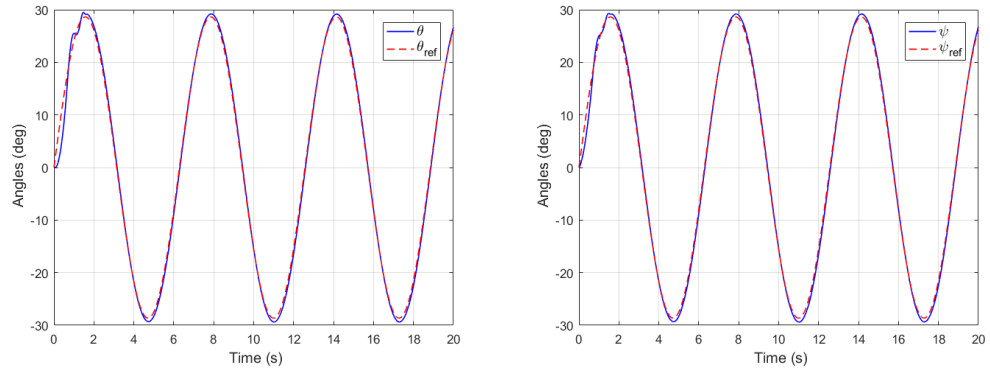


FIGURE III.7 – Suivi d'attitude avec perturbations externes - Backstepping

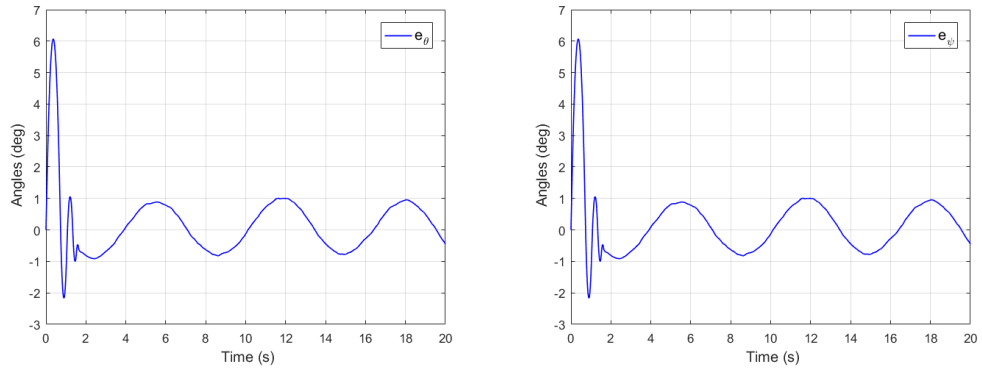


FIGURE III.8 – Erreurs de poursuite avec perturbations externes - Backstepping

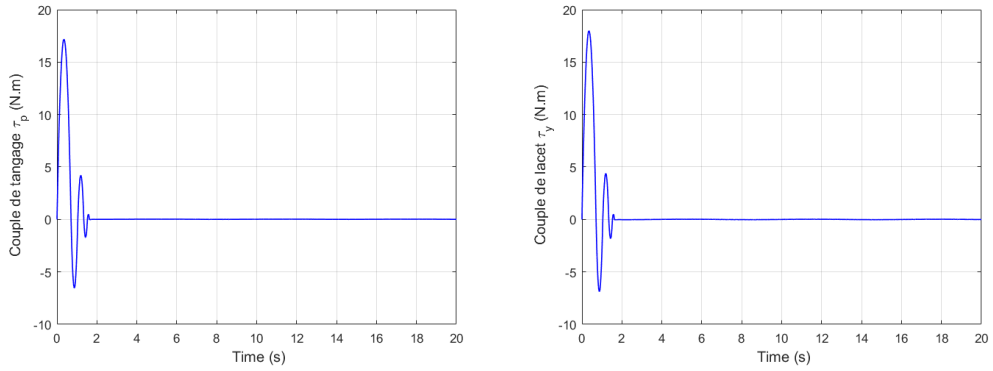


FIGURE III.9 – Entrées de commandes avec perturbations externes - Backstepping.

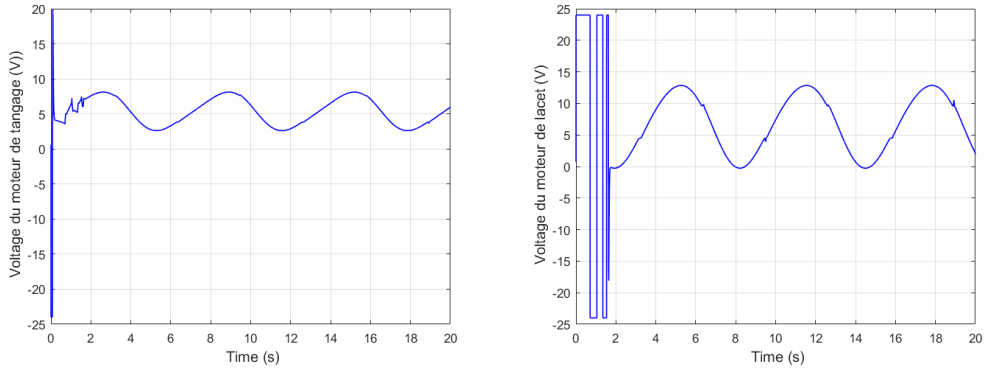


FIGURE III.10 – Tensions d'entrées du système avec perturbations externes - Backstepping.

Cas 2 : Variations paramétriques

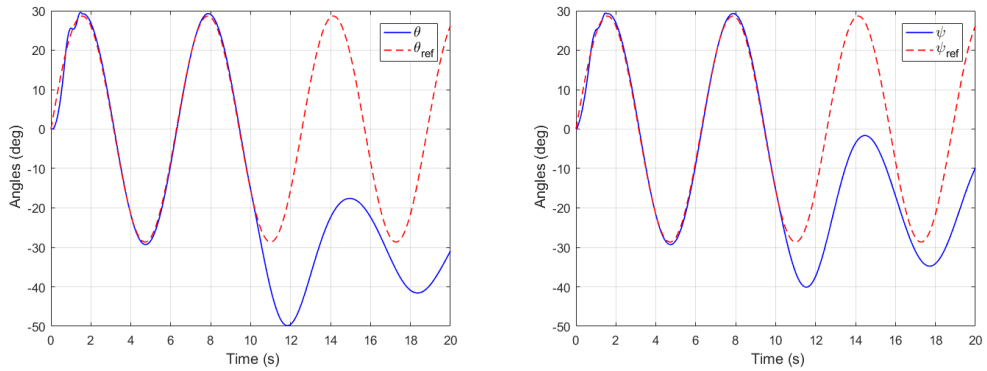


FIGURE III.11 – Suivi d'attitude avec variations paramétriques - Backstepping

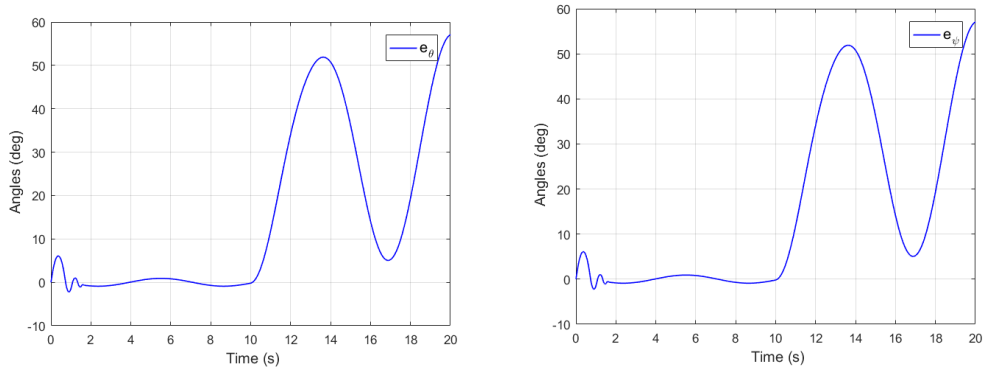


FIGURE III.12 – Erreurs de poursuite avec variations paramétriques - Backstepping

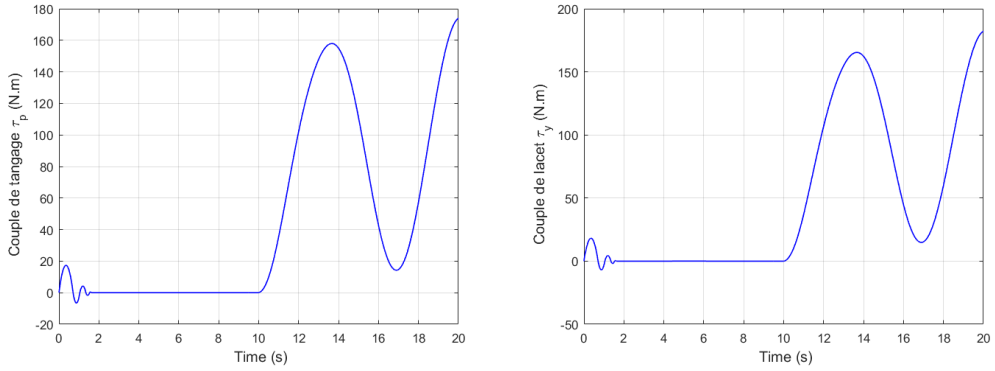


FIGURE III.13 – Entrées de commandes avec variations paramétriques - Backstepping.

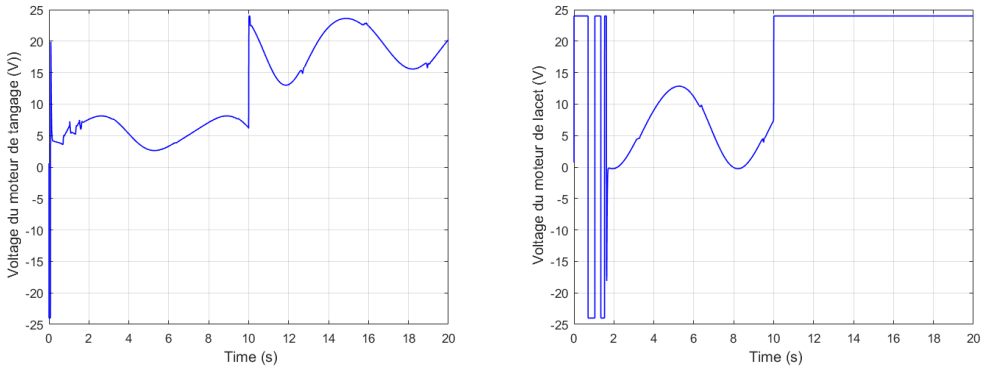


FIGURE III.14 – Tensions d'entrées du système avec variations paramétriques - Backstepping.

Discussion et interprétation des résultats

Les résultats de simulation ont révélé certaines limitations de la commande par backstepping dans les scénarios étudiés. Dans un premier scénario sans perturbations montré dans les figures III.3,III.4,III.5, et III.6, bien que le système ait réussi à stabiliser les mouvements indésirables, il n'a pas atteint une précision parfaite dans le suivi des angles de référence. Les variations des tensions d'entrée peuvent indiquer des limitations physiques qui affectent les performances globales du système.

Dans le deuxième scénario avec des perturbations, montré dans les figures III.7, III.8, III.9 et III.10, les rafales de vent externes n'ont pas eu d'effet significatif sur les performances de la commande par backstepping. Cependant, l'introduction d'une variation paramétrique interne sous la forme d'une masse supplémentaire, dont les résultats de simulations sont présentés dans les figures III.11,III.12,III.13 et III.14 a révélé des problèmes majeurs. L'erreur de suivi de trajectoire a divergé et n'est jamais revenue à un état stable, le couple de commande a montré une oscillation persistante et les tensions d'entrée du système sont restées à leur valeur maximale. Ces résultats mettent en évidence la sensibilité de la commande par backstepping aux variations paramétriques internes et son incapacité à maintenir une trajectoire précise et stable dans de telles conditions.

L'interprétation de ces résultats suggère que la commande par backstepping peut présenter des limitations lorsqu'elle est confrontée à des perturbations externes importantes ou à des variations paramétriques significatives. Dans de tels cas, d'autres techniques de commande plus robustes, comme la commande adaptative floue peuvent êtres considérées.

III.4.3 Simulation de la commande adaptative floue optimisée par PSO

Les variables d'entrée du système flou sont $x_{F_i} = [\theta\ \psi]^T$ pour les angles d'Euler.

Résultats sans perturbations

- **CAF avec 9 règles**

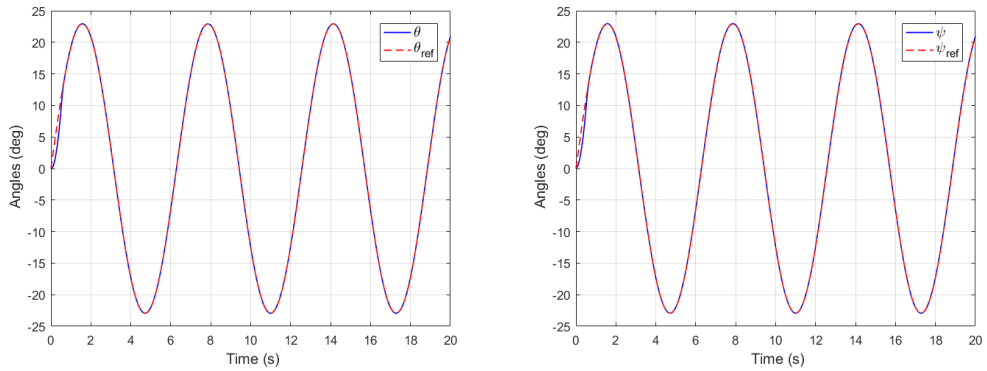


FIGURE III.15 – Suivi d'attitude sans perturbations - CAF 9 règles

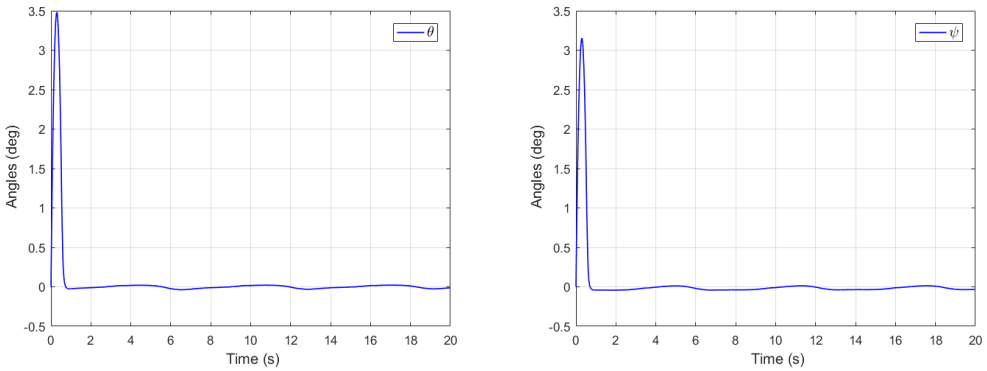


FIGURE III.16 – Erreurs de poursuite sans perturbations - CAF 9 règles

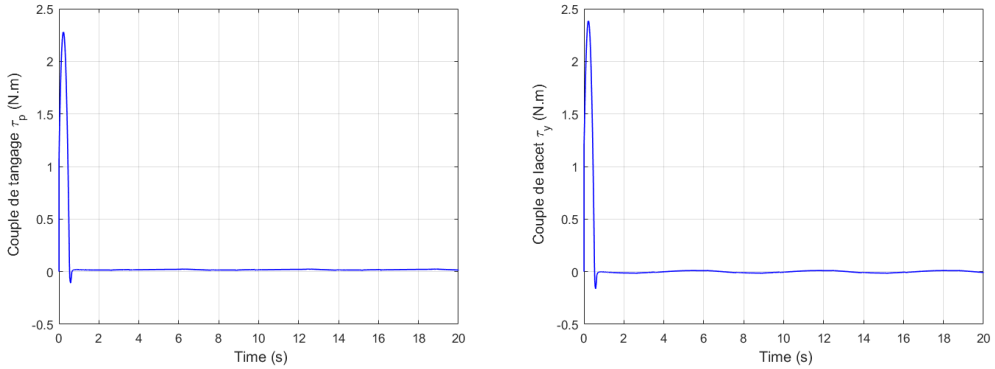


FIGURE III.17 – Entrées de commandes sans perturbations - CAF 9 règles

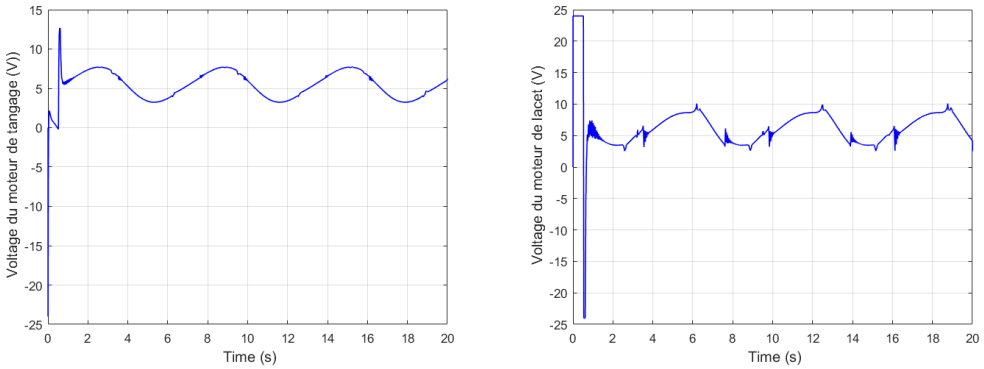


FIGURE III.18 – Tensions d'entrées du système sans perturbations - CAF 9 règles.

- **CAF avec 25 règles**

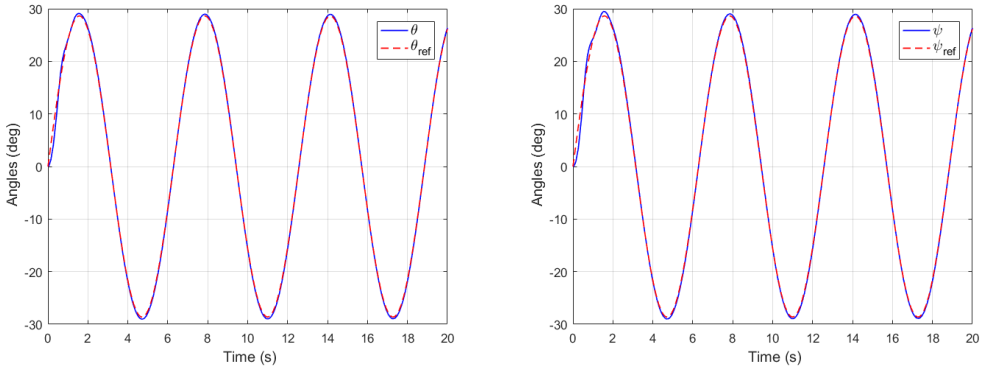


FIGURE III.19 – Suivi d'attitude sans perturbations - CAF 25 règles

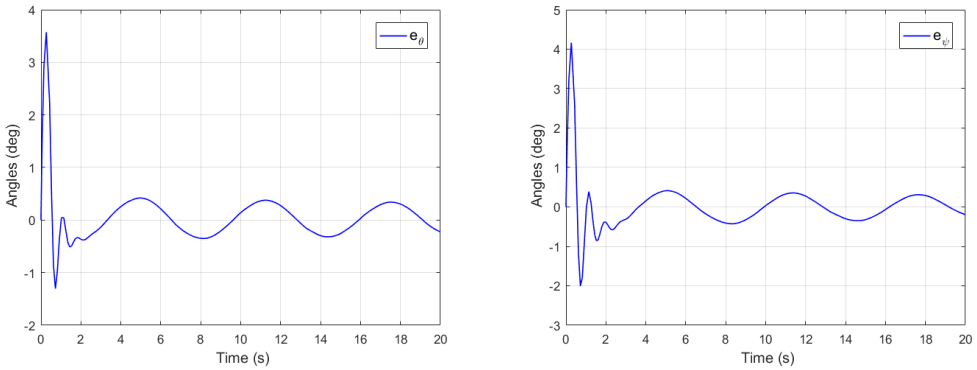


FIGURE III.20 – Erreurs de poursuite sans perturbations - CAF 25 règles

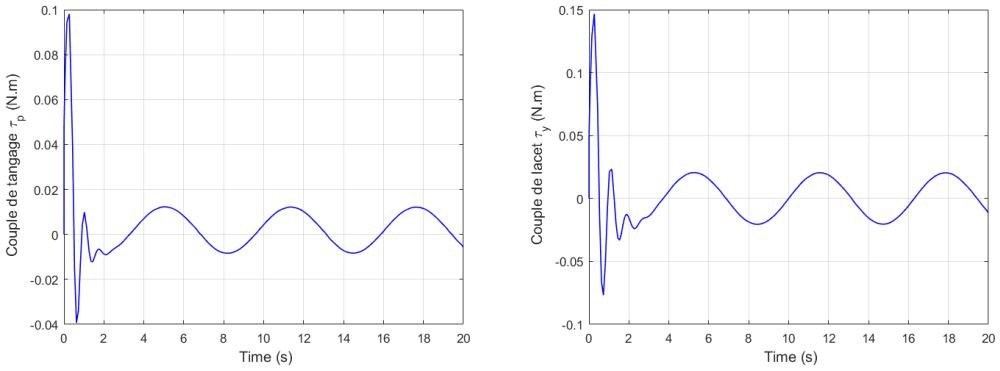


FIGURE III.21 – Entrées de commandes sans perturbations - CAF 25 règles

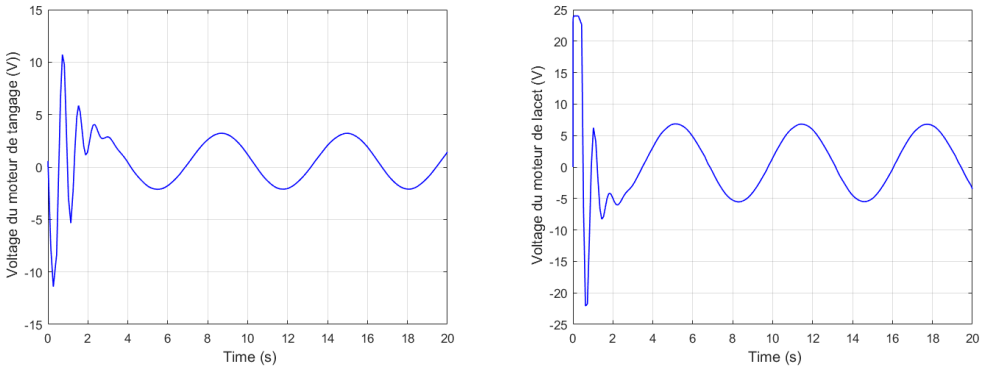


FIGURE III.22 – Tensions d'entrées du système sans perturbations - CAF 25 règles.

Résultats avec perturbations

Cas 1 : Perturbations externes

- **CAF avec 9 règles**

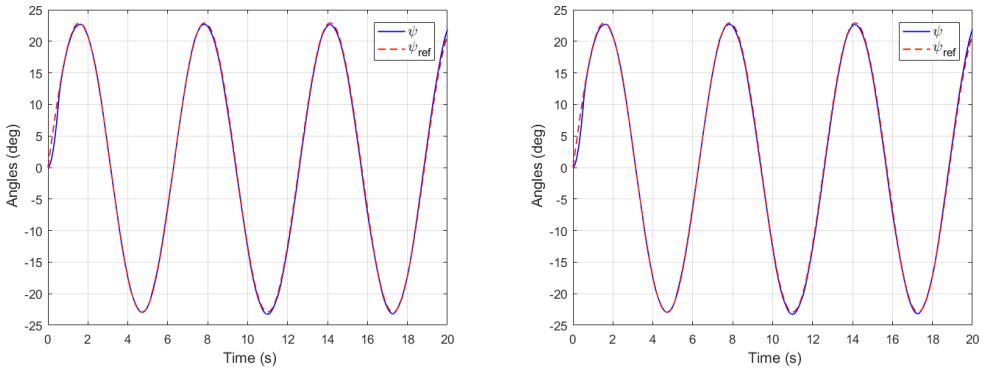


FIGURE III.23 – Suivi d'attitude avec perturbations externes - CAF avec 9 règles

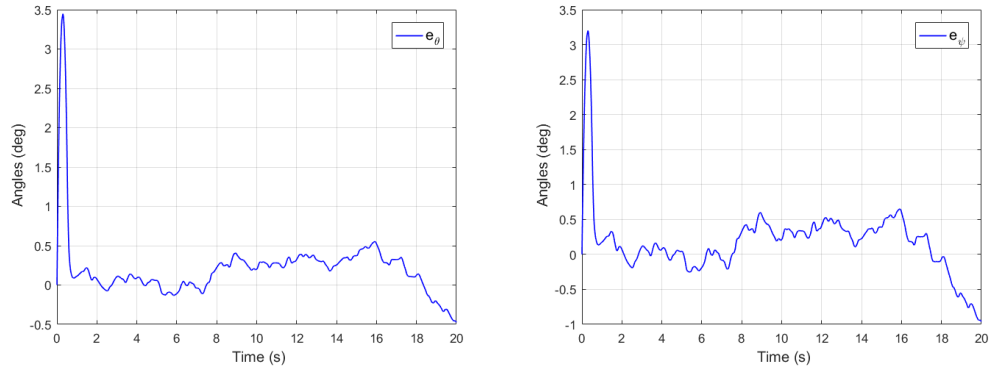


FIGURE III.24 – Erreurs des angles avec perturbations externes - CAF avec 9 règles

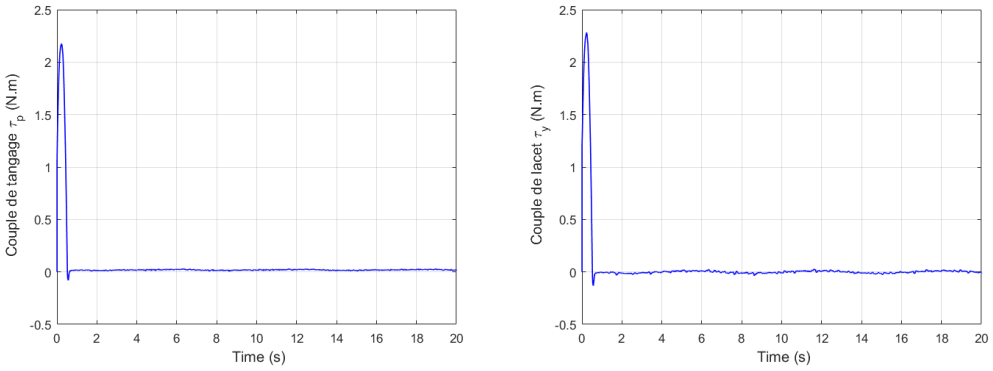


FIGURE III.25 – Entrées de commande avec perturbations externes - CAF avec 9 règles

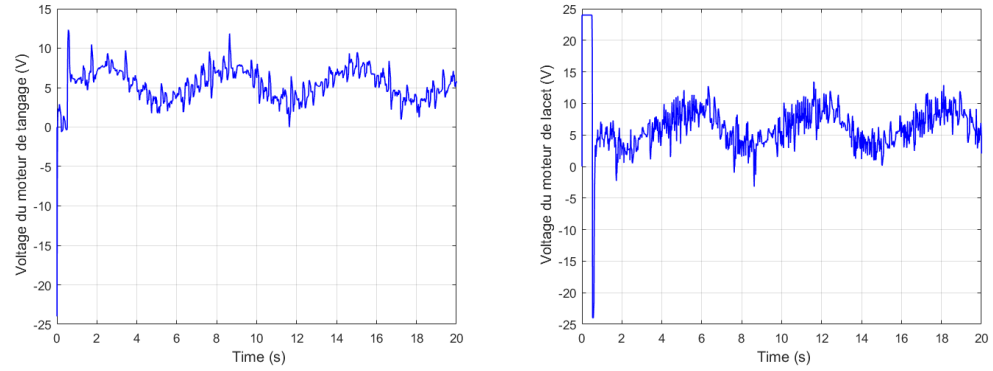


FIGURE III.26 – Tensions d'entrées du système avec perturbations externes - CAF 9 règles.

- **CAF avec 25 règles**

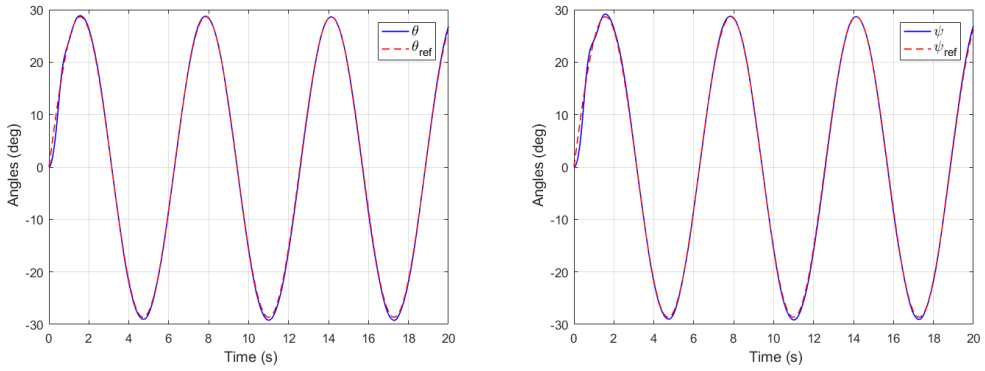


FIGURE III.27 – Suivi d'attitude avec perturbations externes - CAF avec 25 règles

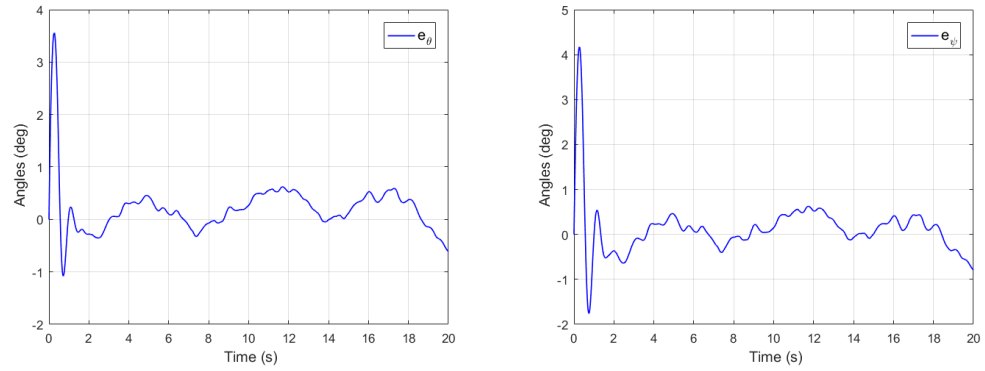


FIGURE III.28 – Erreurs des angles avec perturbations externes - CAF avec 25 règles

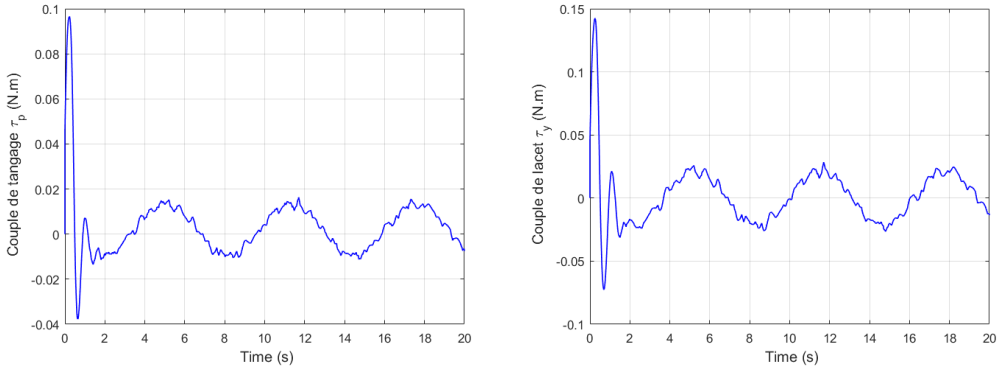


FIGURE III.29 – Entrées de commande avec perturbations externes - CAF avec 25 règles

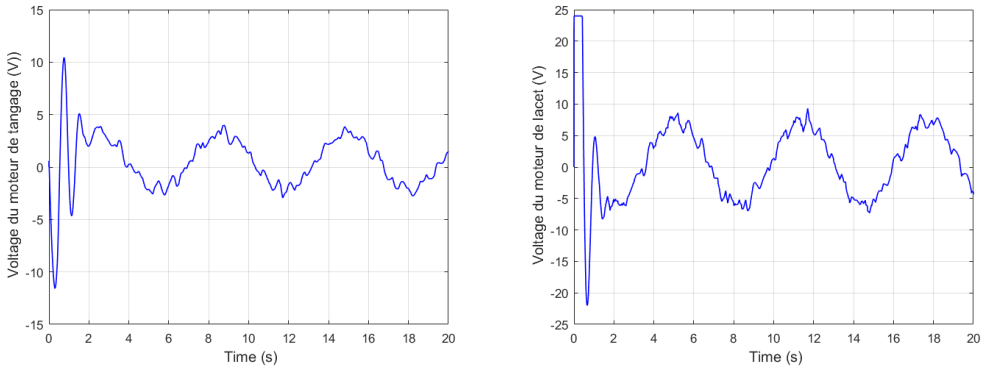


FIGURE III.30 – Tensions d'entrées du système avec perturbations externes - CAF 25 règles.

Cas 2 : Variations paramétriques

- **CAF avec 9 règles**

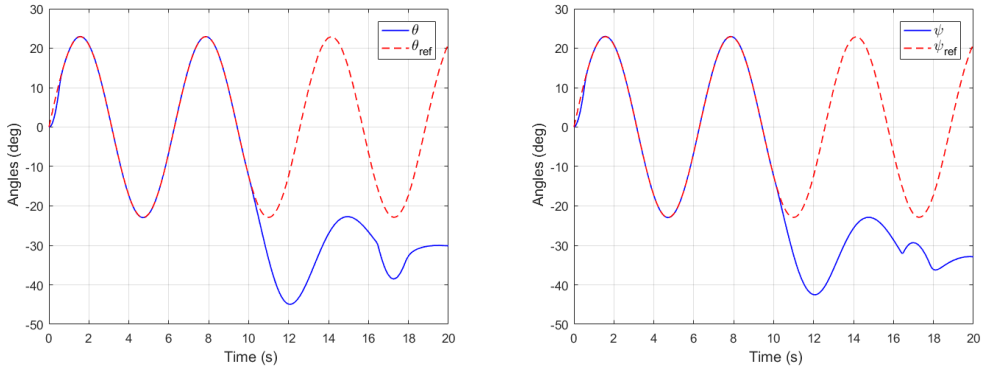


FIGURE III.31 – Suivi d'attitude avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles

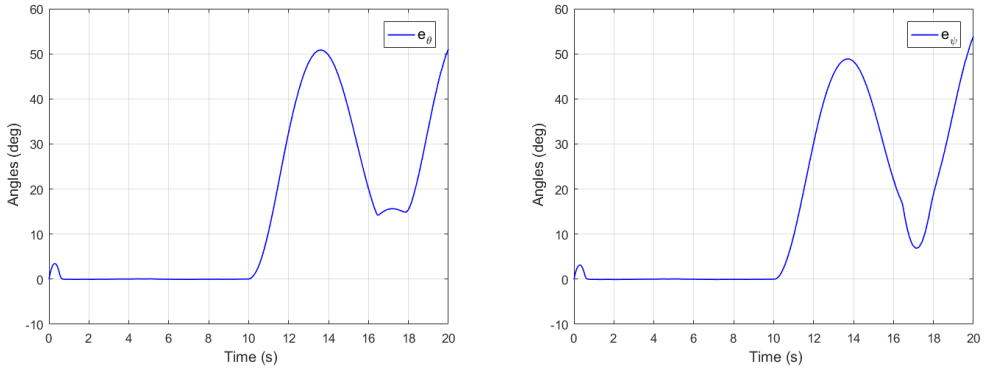


FIGURE III.32 – Erreurs des angles avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles

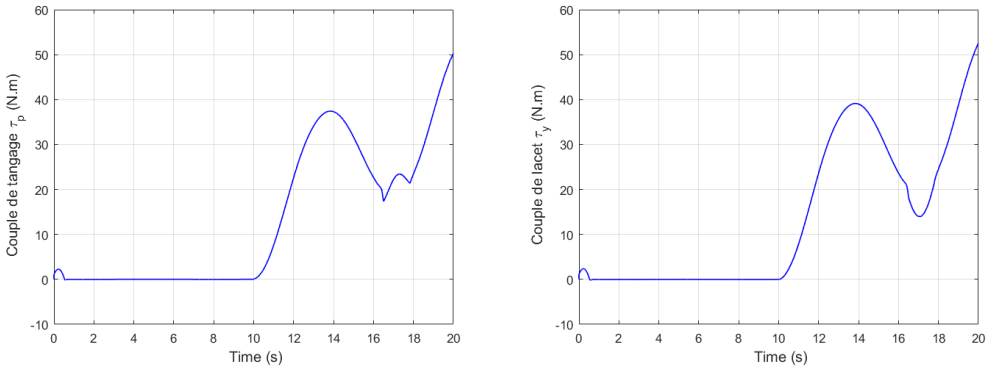


FIGURE III.33 – Entrées de commande avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles

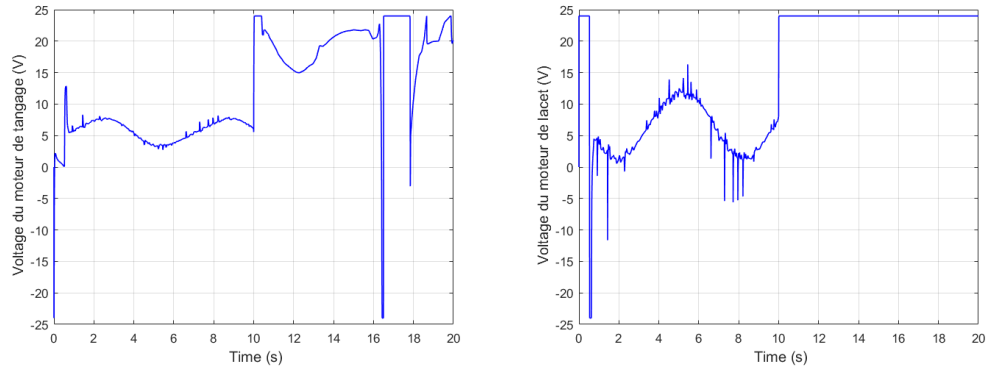


FIGURE III.34 – Tensions d'entrées du système avec variations paramétriques- CAF 9 règles.

- **CAF avec 25 règles**

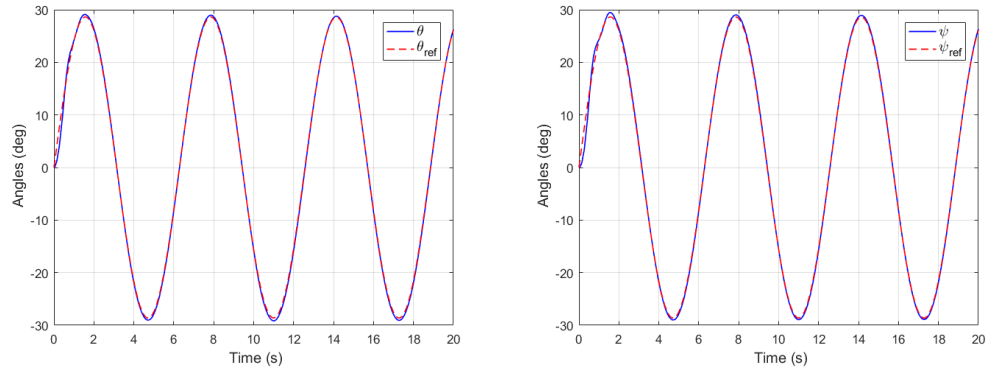


FIGURE III.35 – Suivi d'attitude avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles

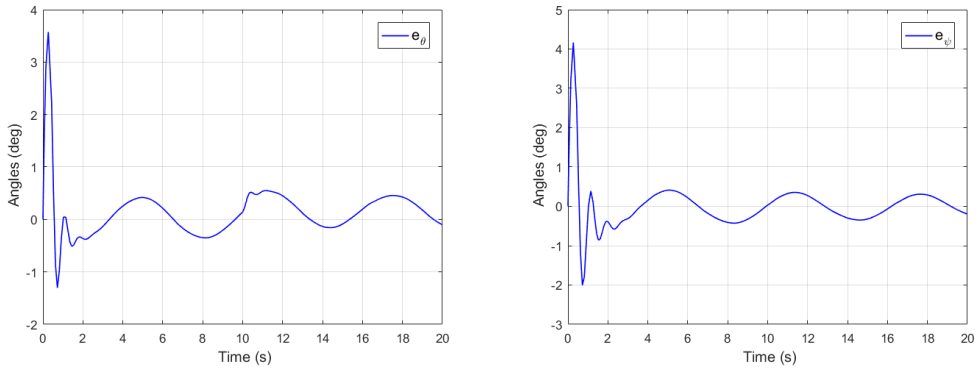


FIGURE III.36 – Erreurs des angles avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles

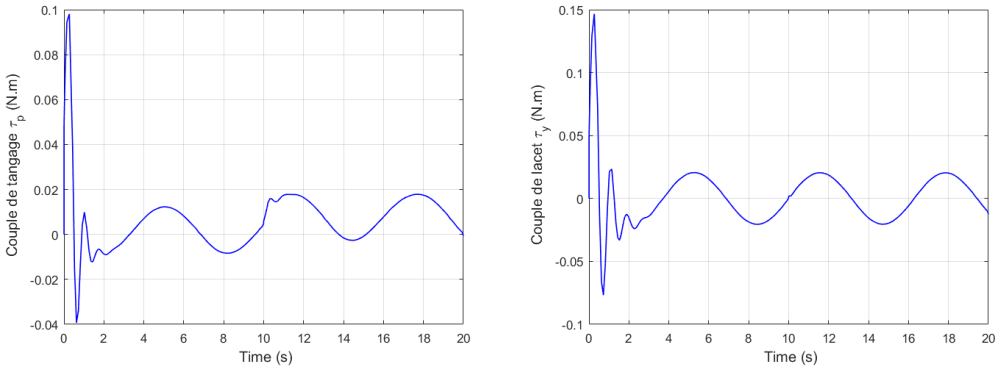


FIGURE III.37 – Entrées de commande avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles

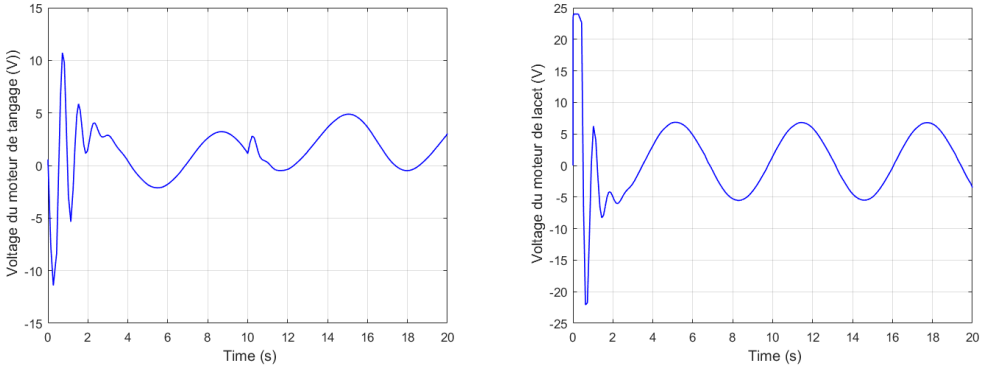


FIGURE III.38 – Tensions d'entrées du système avec variations paramétriques - CAF 25 règles.

Discussion et interprétation des résultats

Les résultats de simulation de la commande adaptative floue ont montré des performances prometteuses dans le suivi de trajectoire et la stabilisation du système. La commande adaptative floue avec 25 règles a présenté une précision accrue et une stabilité améliorée par rapport à celle avec 9 règles. Dans un scénario sans perturbations montré dans les figures III.15,III.16,III.17,III.18 ,III.19, III.20,III.21 et III.22 les deux types de commande adaptative

floue ont réussi à atteindre une erreur de suivi de trajectoire proche de zéro, avec des variations minimales du couple de commande.

Dans le contexte des perturbations externes dont les résultats de simulation sont présentées dans les figures III.23,III.24, III.25, III.26, III.27, III.28, III.29 et III.30, la commande adaptative floue a montré une meilleure résistance aux rafales de vent par rapport à la commande par backstepping. Les deux types de commande adaptative floue ont maintenu une faible erreur de suivi de trajectoire, mais le contrôleur avec 25 règles a permis de réduire les tensions d'entrée du système, ce qui peut être bénéfique pour la stabilité globale.

En ce qui concerne les perturbations internes, les résultats presentés dans III.31,III.32,III.33, III.34, III.35, III.36, III.37 et III.38 ont démontré que la commande adaptative floue avec 9 règles était sensible à la variation paramétrique de la masse, entraînant une divergence de l'erreur de suivi de trajectoire et des tensions d'entrée élevées. En revanche, la commande adaptative floue avec 25 règles a réussi à maintenir une trajectoire précise et stable malgré cette perturbation, avec des variations de tension plus modérées.

En considérant l'ensemble des résultats des simulations, il est clair que la commande adaptative floue, en particulier avec 25 règles, présente des avantages significatifs par rapport à la commande par backstepping. La commande adaptative floue a montré une meilleure précision, une meilleure résistance aux perturbations externes et une meilleure capacité à gérer les variations paramétriques internes. L'utilisation de règles floues permet à la commande de s'adapter en temps réel aux variations et aux incertitudes du système, offrant ainsi une meilleure robustesse par rapport aux perturbations introduites et des performances améliorées.

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre, une loi de contrôle adaptatif flou directe a été proposée et développée pour la plateforme Quanser AERO. En démontrant l'existence d'une commande explicite basée sur le modèle dynamique du système, connue sous le nom de commande Backstepping, nous avons progressé vers une approximation de cette commande idéale inconnue. Cela a été réalisé grâce à l'utilisation d'une loi de contrôle adaptative floue incorporant un terme robuste et une action proportionnelle dérivée. Le mécanisme de l'adaptation floue a été synthétisé de telle manière que la fonction de Lyapunov a donné un résultat négatif.

Nous avons ensuite procédé à la simulation des résultats obtenus avec cette loi de commande adaptative floue optimisée par PSO (Particle Swarm Optimization). Nous avons comparé les performances de notre approche avec celles du Backstepping optimisé par PSO (Particle Swarm Optimization). Nous avons également discuté et interprété les résultats obtenus, mettant en évi-

dence les avantages de notre approche floue en termes de stabilité, de précision et de robustesse.

Le prochain chapitre de ce mémoire sera consacré à l'évaluation et à la validation expérimentale de notre approche de commande adaptative floue sur la plateforme Quanser Aero. Nous présenterons les détails de nos expériences et analyserons les résultats obtenus dans un contexte réel, ce qui permettra de confirmer l'efficacité de notre approche proposée.

Chapitre IV

Évaluation et validation expérimentale

IV.1 Introduction

Afin de valider les stratégies de commande adaptative floue directe synthétisée, des tests en temps réel ont été réalisés pour vérifier l'efficacité du contrôleur proposé dans le contexte du problème de suivi de trajectoire du Quanser AERO. Deux scénarios distincts ont été mis en place afin d'évaluer les performances dans des conditions réalistes. Dans un premier temps, une trajectoire sinusoïdale a été considérée, mettant l'accent sur la capacité du contrôleur à suivre une trajectoire prédéfinie en l'absence de perturbations. Ce scénario permet d'analyser la précision et la stabilité du système de commande dans des conditions idéales.

Cependant, afin d'évaluer la robustesse et la capacité d'adaptation du contrôleur proposé, un deuxième scénario a été mis en place où les perturbations externes et les variations paramétriques sont pris en compte, simulant des conditions réalistes où le système doit faire face à des perturbations environnementales et à des variations imprévisibles des paramètres. Cette évaluation permet d'observer comment le contrôleur adaptatif flou réagit et s'ajuste pour maintenir une performance de suivi de trajectoire acceptable malgré les défis rencontrés.

IV.2 Résultats d'implémentations

Dans cette section, nous allons visualiser la poursuite des trajectoires sans et avec perturbations en utilisant les commandes synthétisées dans le chapitre précédent.

L'environnement d'implémentation de commandes sur la plateforme Quanser Aero repose principalement sur le logiciel QUARC qui est spécialement conçu pour cette plateforme. QUARC offre un ensemble complet d'outils et de fonctionnalités pour concevoir, simuler et déployer des lois de commandes en temps réel sur les systèmes de Quanser Aero.

Le logiciel QUARC est utilisé avec Simulink pour interagir avec le matériel du système Quanser AERO ainsi que pour piloter les moteurs à courant continu (DC) et lire la position angulaire et la vitesse des hélices à partir des capteurs.

Dans tout ce qui suit, nous avons choisi un signal d'entrée sinusoïdal d'une amplitude de $0.4rad$ et d'une fréquence de $1rad/s$ et nous avons fixé les temps d'expériences à $40s$.

Pour les suivis de trajectoires avec perturbations, nous avons choisi les paramètres comme suit :

- Perturbations externes : Pour ce faire, un ventilateur a été utilisé, générant un flux d'air avec une vitesse constante de $3m/s$ qui a été ajoutée à la vitesse du système. Les perturbations ont été appliquées de manière séquentielle sur les deux axes de mouvement du système, à savoir l'axe x et l'axe y. Tout d'abord, la perturbation a été introduite sur

l'axe x ensuite sur l'axe y.

- Variations paramétriques : Le système prend une charge $m_0 = 53g$ appliquée à l'instant $t = 10s$ sur l'axe du tangage.

L'implémentation des lois de commande s'est faite sur la plateforme robotique Quanser AERO 2 montrée dans la figure IV.1.



FIGURE IV.1 – Photo de la platforme Quanser AERO

IV.2.1 Résultats d'implémentation du backstepping

Dans cette partie, nous avons appliqué la commande via backstepping avec les paramètres suivants : $k_1 = 7.5$, $k_2 = 3.5$, $k_3 = 7$ et $k_4 = 3.25$.

Suivi de trajectoire sans perturbations

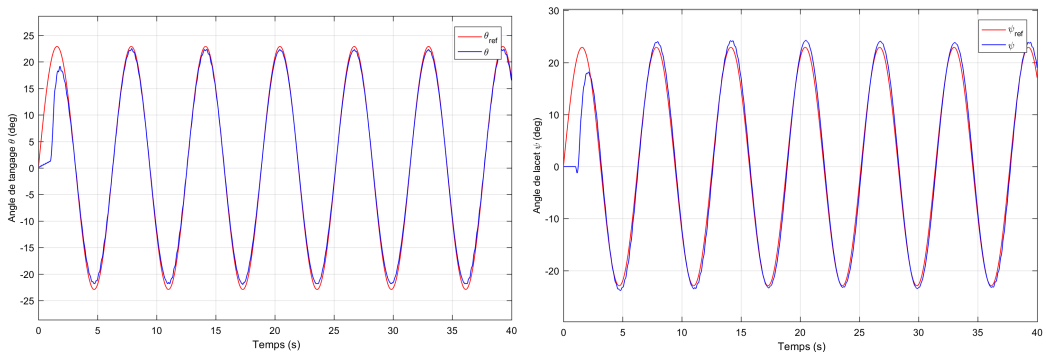


FIGURE IV.2 – Suivi d'attitude sans perturbations - Backstepping

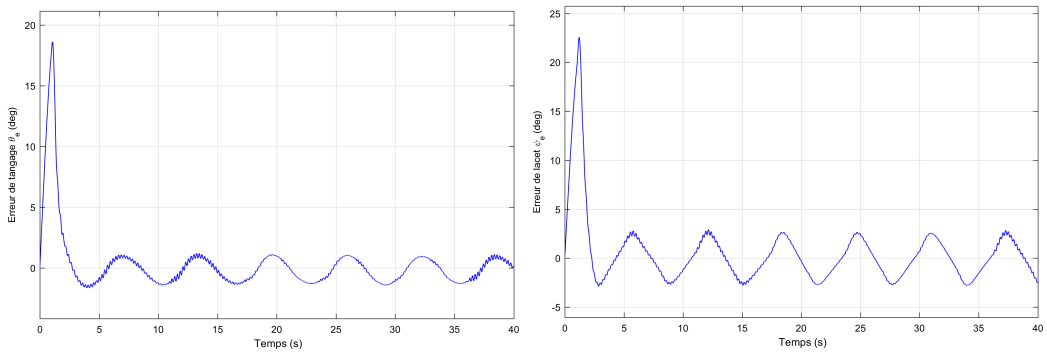


FIGURE IV.3 – Erreurs des angles sans perturbations - Backstepping

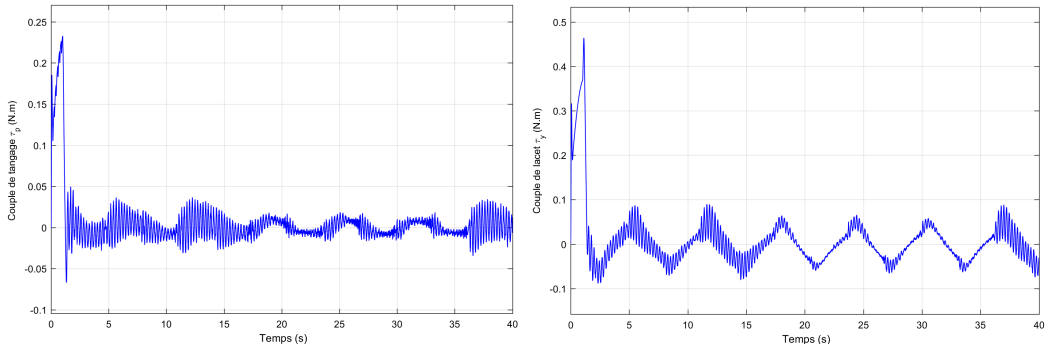


FIGURE IV.4 – Entrées de commande sans perturbations - Backstepping

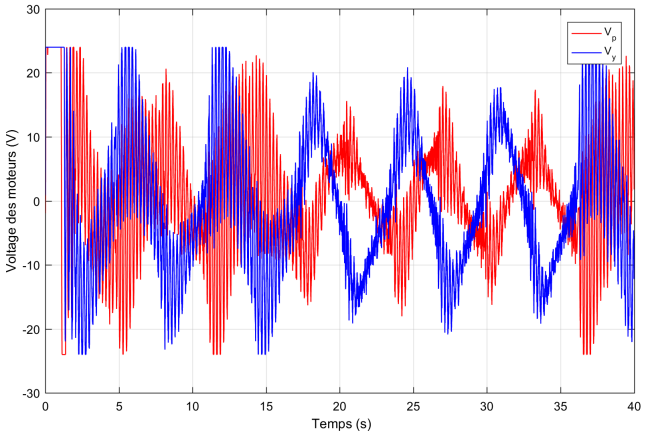
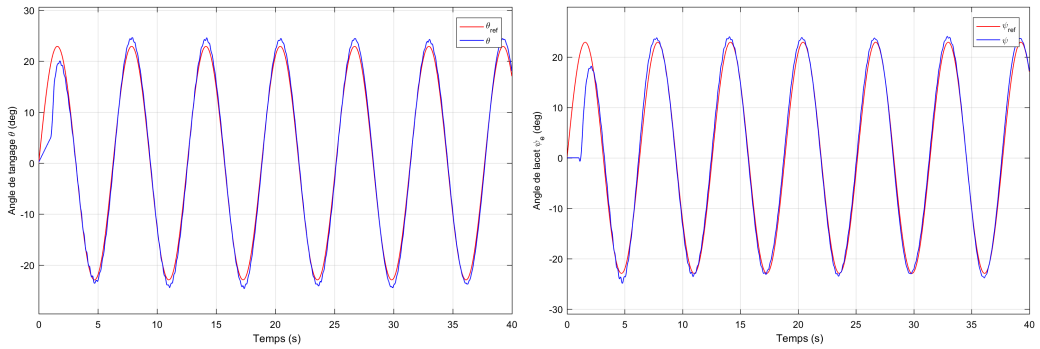
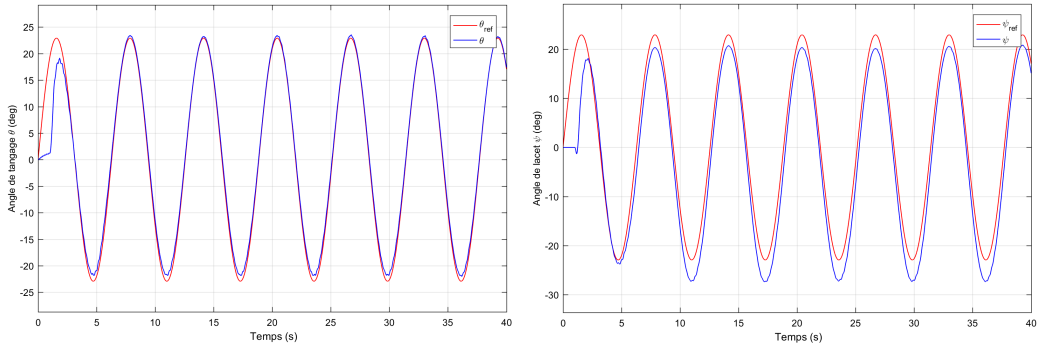


FIGURE IV.5 – Tensions d'entrées sans perturbations - Backstepping

Suivi de trajectoire avec perturbations externes

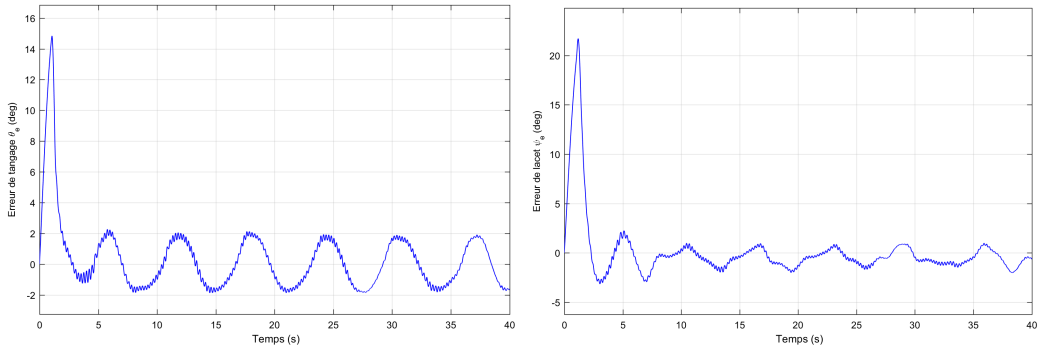


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

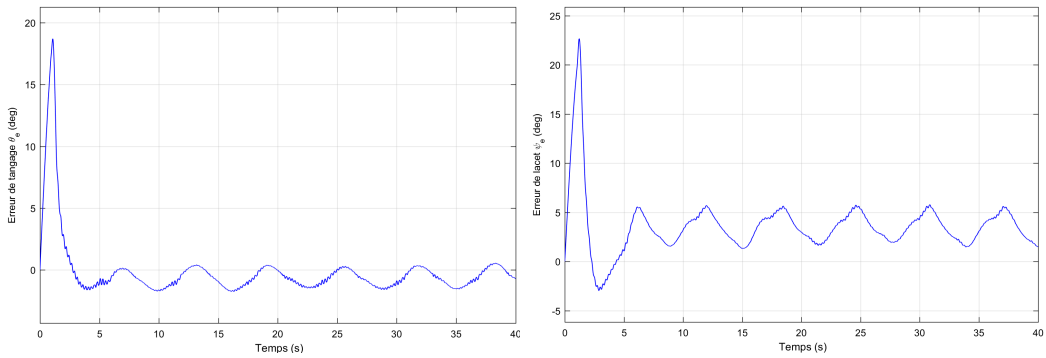


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.6 – Suivi d'attitude avec perturbations externes - Backstepping

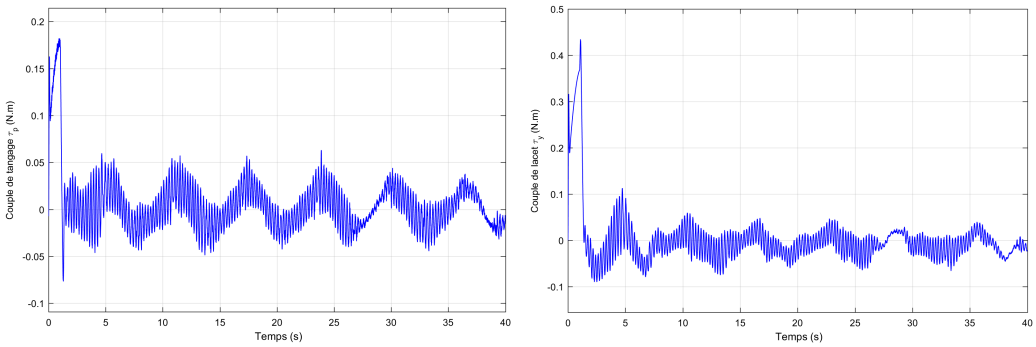


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

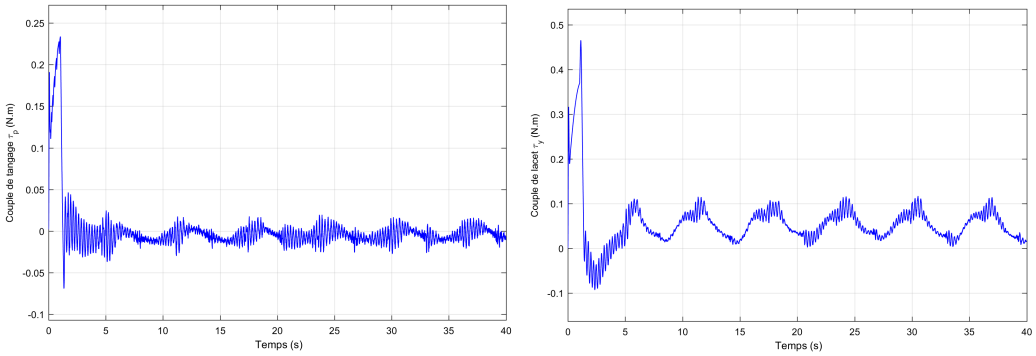


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.7 – Erreurs des angles avec perturbations externes - Backstepping

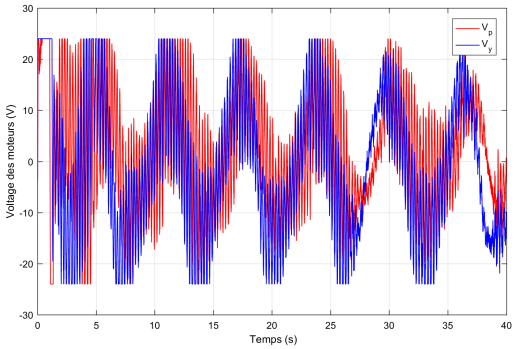


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

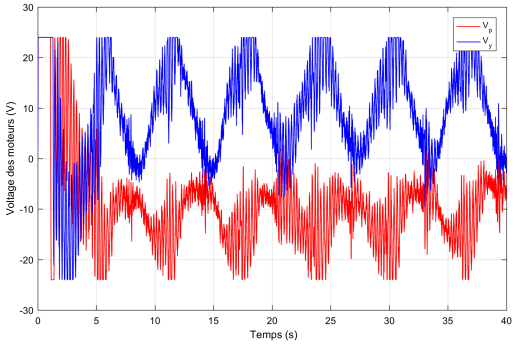


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.8 – Entrées de commande avec perturbations externes - Backstepping



(a) Perturbation appliquée sur l'axe x



(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.9 – Tensions d'entrées avec perturbations externes - Backstepping

Suivi de trajectoire avec variations paramétriques

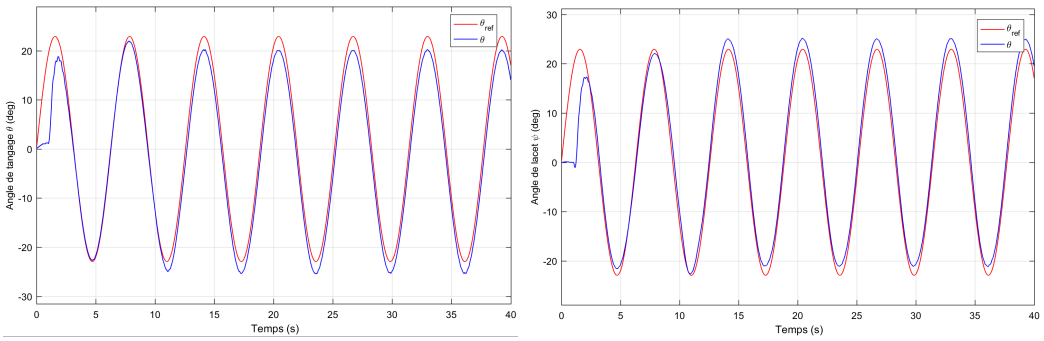


FIGURE IV.10 – Suivi d'attitude avec variations paramétriques - Backstepping

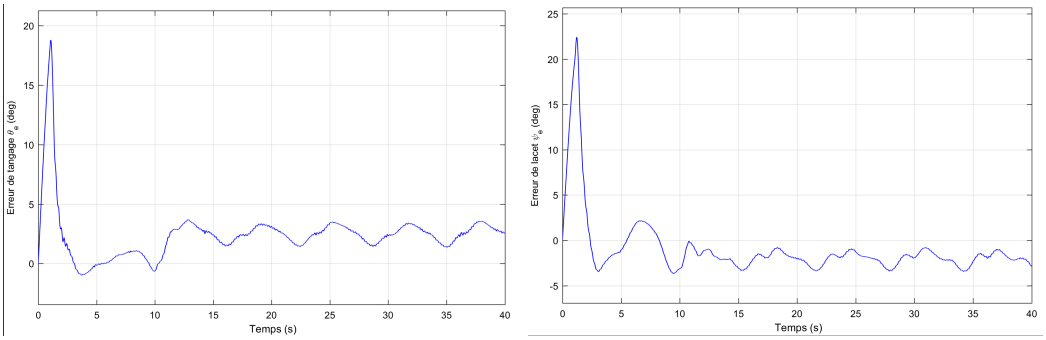


FIGURE IV.11 – Erreurs des angles avec variations paramétriques - Backstepping

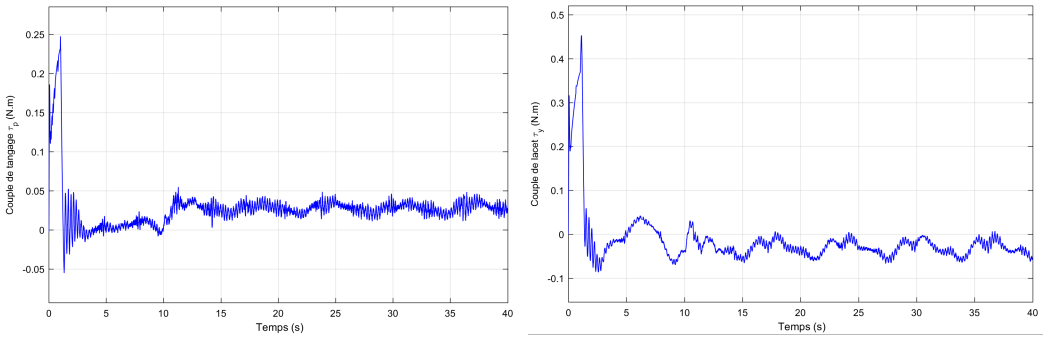


FIGURE IV.12 – Entrées de commande avec variations paramétriques - Backstepping

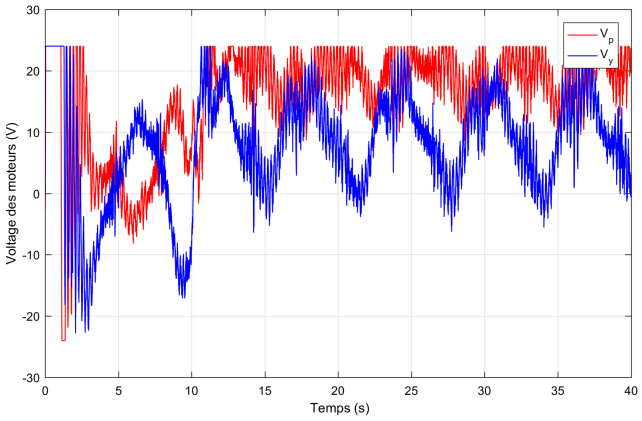


FIGURE IV.13 – Tensions d'entrées avec variations paramétriques - Backstepping

Interprétation des résultats

Pour le cas des résultats sans perturbations et avec perturbations externes, d'après les figures IV.2,IV.3,IV.6 et IV.7 nous constatons que l'erreur de suivi reste dans des limites acceptables, ce qui signifie que le système parvient à suivre la trajectoire de référence de manière générale. Cependant, il est important de noter que l'erreur ne converge pas vers zéro, mais présente une forme sinusoïdale. En ce qui concerne les entrées de commandes présentées dans les figures IV.4, IV.8 et IV.12, un phénomène de chattering est observé qui se caractérise par des fluctuations rapides et indésirables dans les signaux de commande. Ce phénomène est souvent causé par la non-linéarité, entraînant des variations rapides pour maintenir la stabilité du système.

Lorsque des variations paramétriques sont introduites dans la masse du systèmeen, on remarque que l'erreur dans la figure IV.11 ne converge pas et s'éloigne progressivement jusqu'à atteindre une erreur de $+5deg$ pour l'angle de tangage et $/-5deg$ pour l'angle de lacet. Cette observation indique que le contrôleur ne parvient pas à compenser efficacement les variations paramétriques introduites dans la masse du système.

En ce qui concerne les tensions d'entrées V_p et V_y dans la figure IV.13, on observe des valeurs élevées. Les tensions d'entrées représentent les signaux de commande appliqués aux actionneurs du système pour générer les mouvements requis. Cette observation suggère que le contrôleur nécessite une augmentation de la puissance fournie aux moteurs pour tenter de compenser les variations paramétriques. Cette augmentation de la puissance peut être nécessaire pour surmonter les changements inattendus induits par les variations paramétriques et maintenir une certaine stabilité du système.

IV.2.2 Résultats d'implémentation de la commande adaptative floue

Dans cette partie, nous avons appliqué les commandes adaptatives floues avec 9 et 25 règles floues avec les paramètres suivants :

TABLE IV.1 – Paramètres d'implémentation de la CAF

	k_1	k_2	k_3	k_4	γ_1	γ_2	σ_{11}	σ_{12}	λ_1	λ_2	ϵ_1	ϵ_2	σ_{21}	σ_{22}
CAF - 9 règles	0.06	0.16	0.1	0.2	2.8	3	0.1	0.2	0.08	0.08	0.5	0.5	0.01	0.07
CAF - 25 règles	0.1	0.2	0.4	0.8	2.8	3	0.1	0.2	0.09	0.09	0.5	0.5	0.01	0.01

Suivi de trajectoire sans perturbations

- **CAF avec 9 règles**

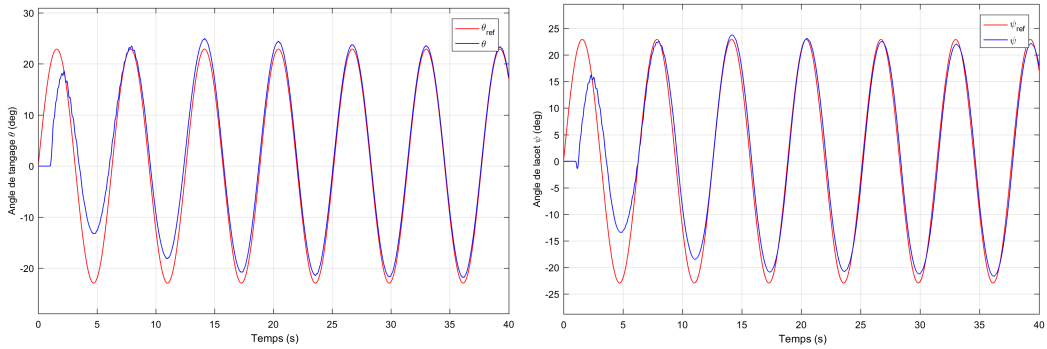


FIGURE IV.14 – Suivi d'attitude sans perturbations - CAF avec 9 règles

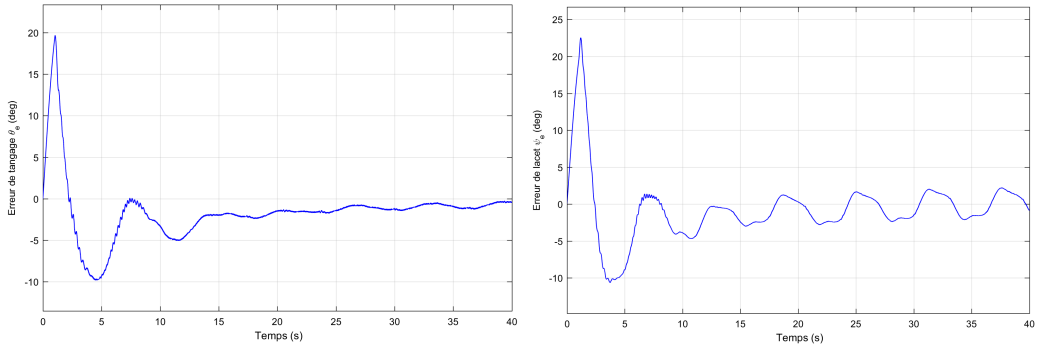


FIGURE IV.15 – Erreurs des angles sans perturbations - CAF avec 9 règles

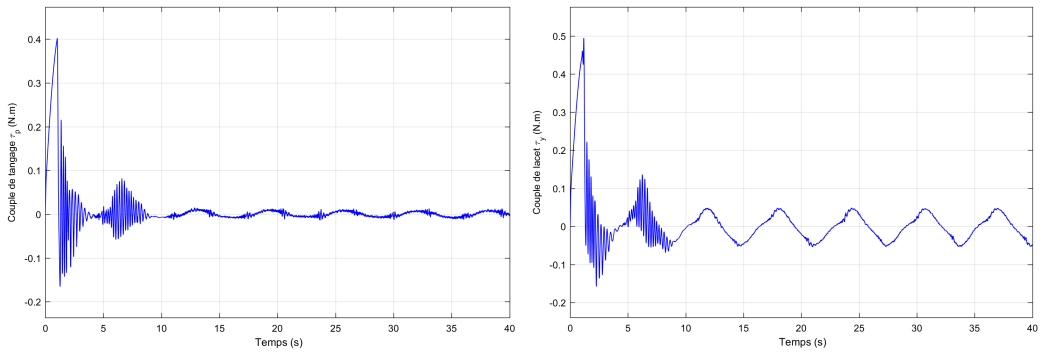


FIGURE IV.16 – Entrées de commande sans perturbations - CAF avec 9 règles

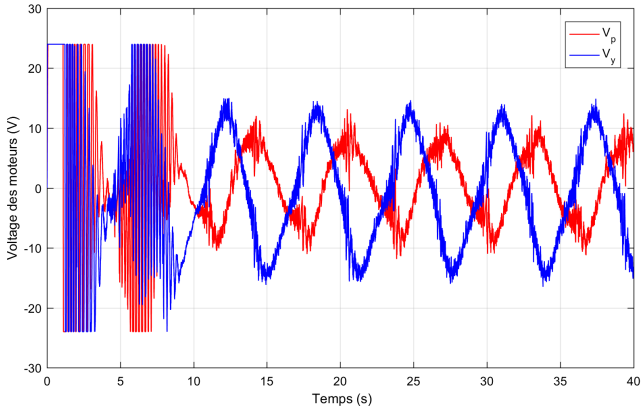


FIGURE IV.17 – Tensions d'entrées sans perturbations - CAF avec 9 règles

- **CAF avec 25 règles**

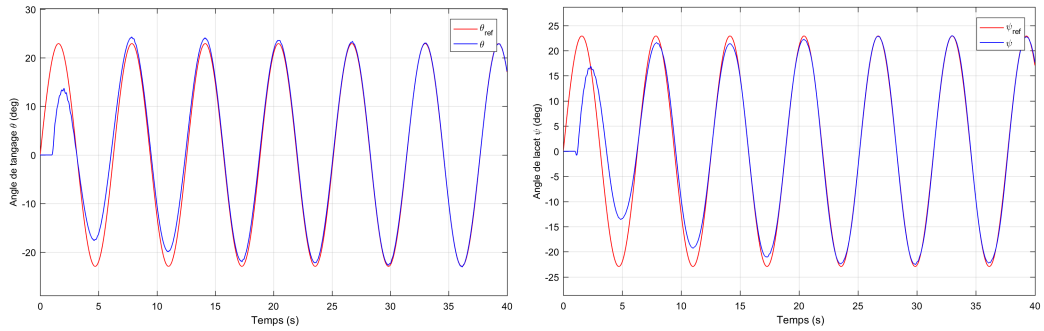


FIGURE IV.18 – Suivi d'attitude sans perturbations - CAF avec 25 règles

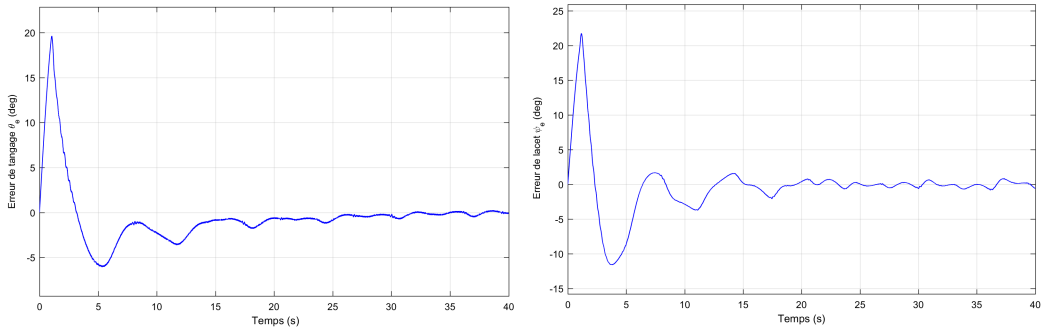


FIGURE IV.19 – Erreurs des angles sans perturbations - CAF avec 25 règles

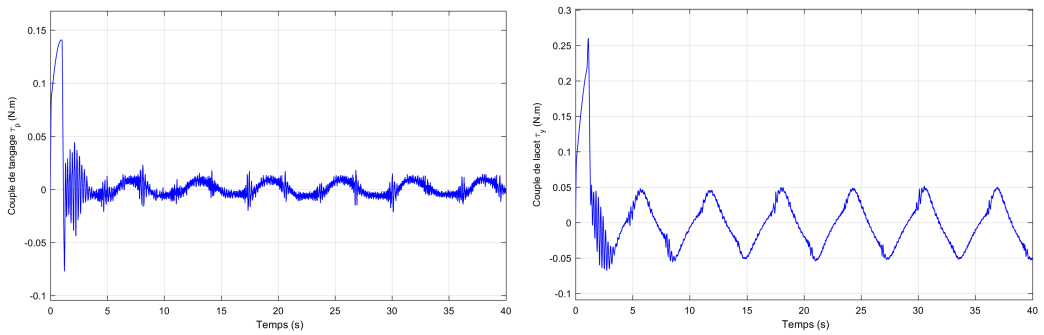


FIGURE IV.20 – Entrées de commande sans perturbations - CAF avec 25 règles

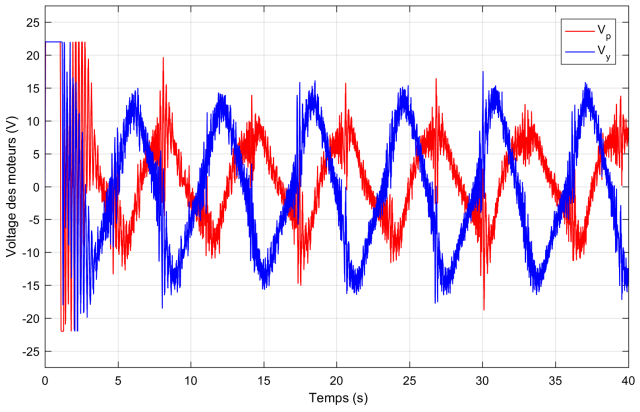
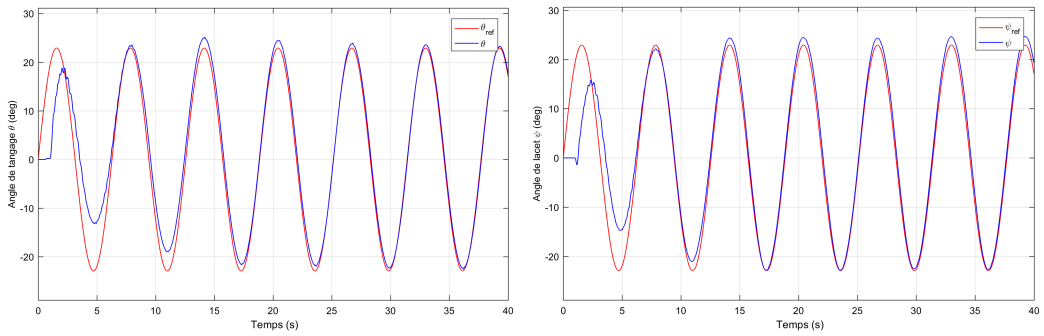


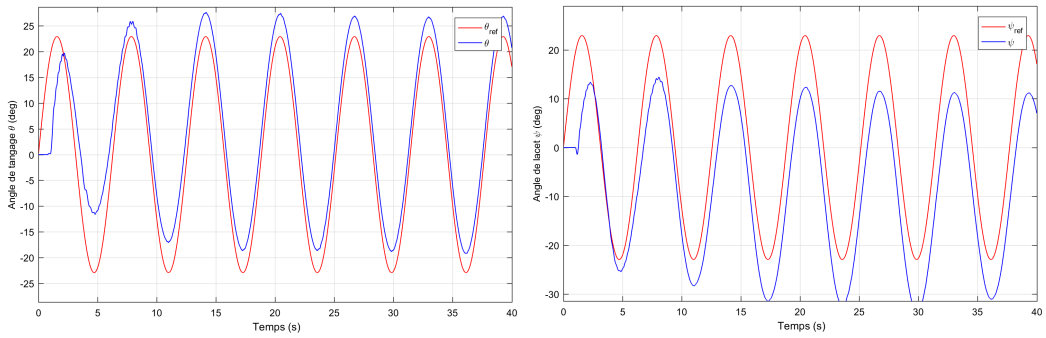
FIGURE IV.21 – Tensions d'entrées sans perturbations - CAF avec 25 règles

Suivi de trajectoire avec perturbations externes

- **CAF avec 9 règles**

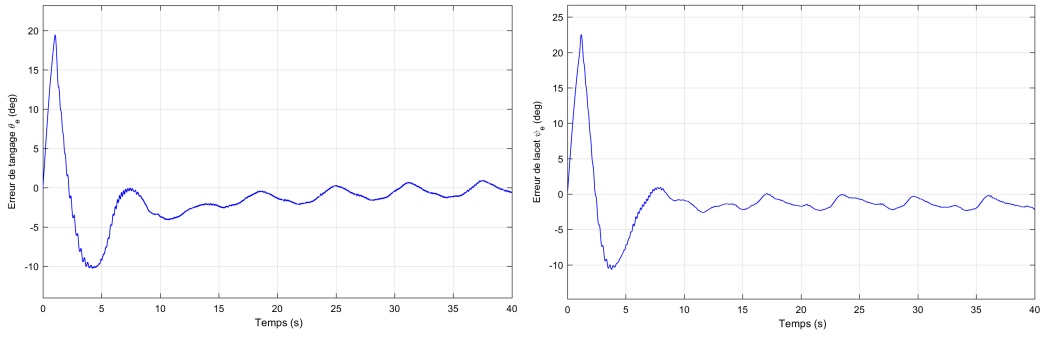


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

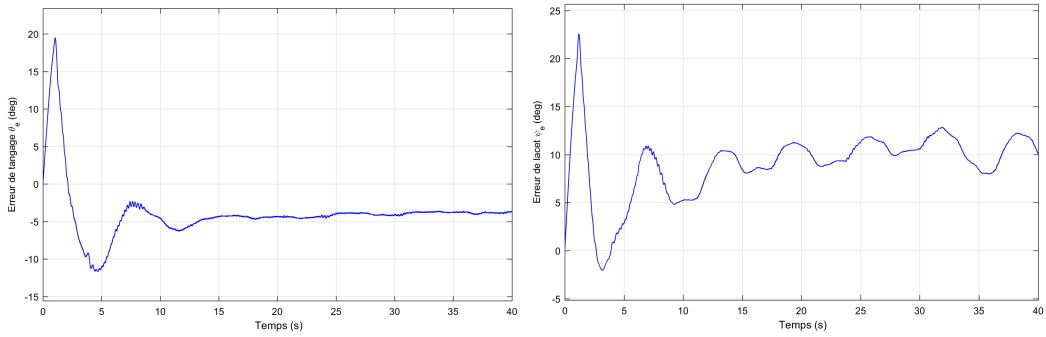


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.22 – Suivi d'attitude avec perturbations externes - CAF avec 9 règles

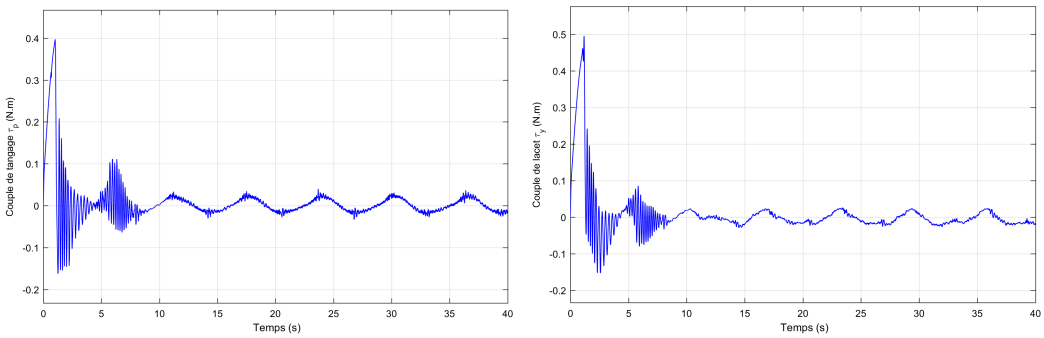


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

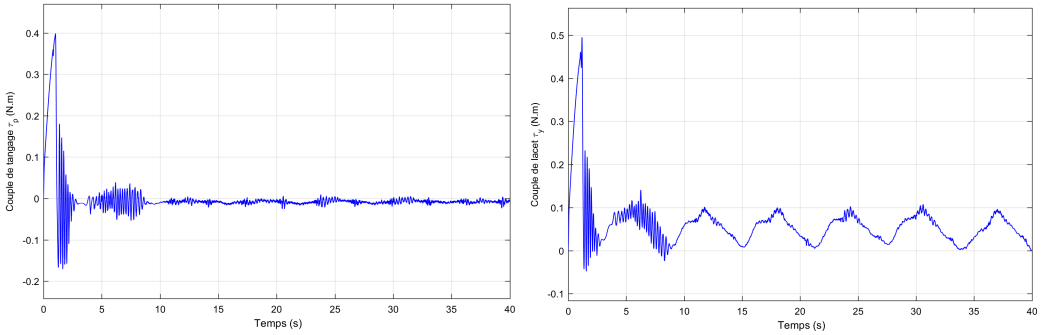


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.23 – Erreurs des angles avec perturbations externes - CAF avec 9 règles

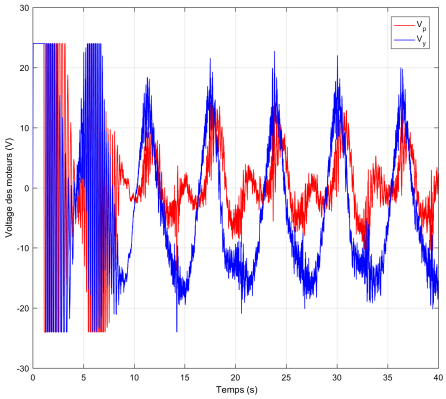


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

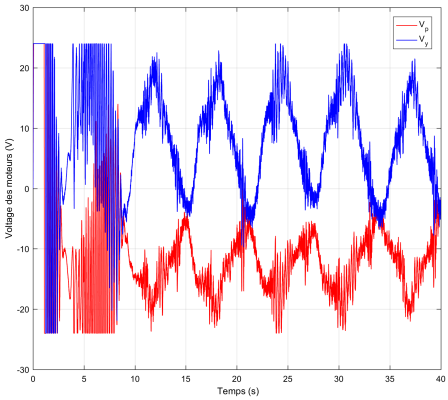


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.24 – Entrées de commande avec perturbations externes - CAF avec 9 règles



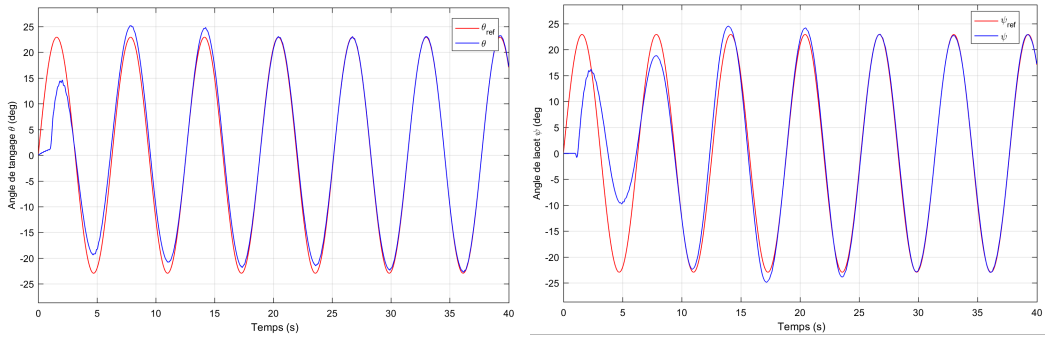
(a) Perturbation appliquée sur l'axe x



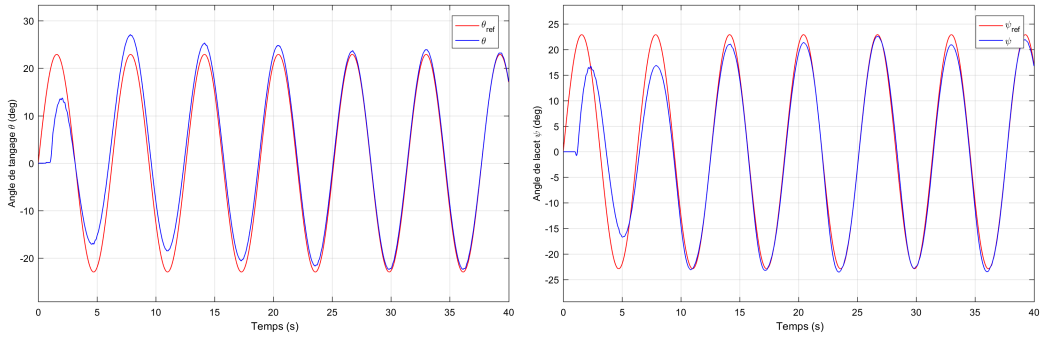
(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.25 – Tensions d'entrées avec perturbations externes - CAF avec 9 règles

- **CAF avec 25 règles**

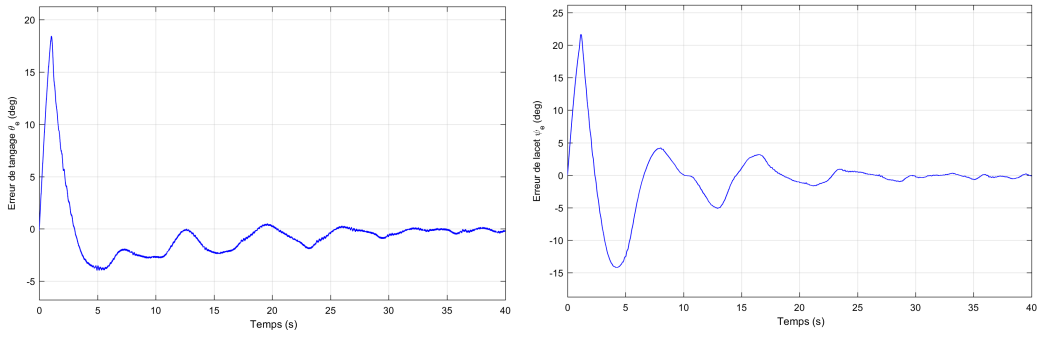


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

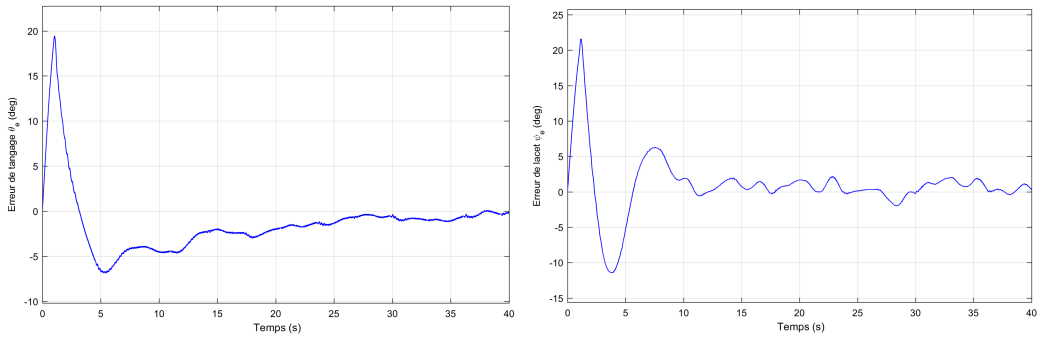


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.26 – Suivi d'attitude avec perturbations externes - CAF avec 25 règles

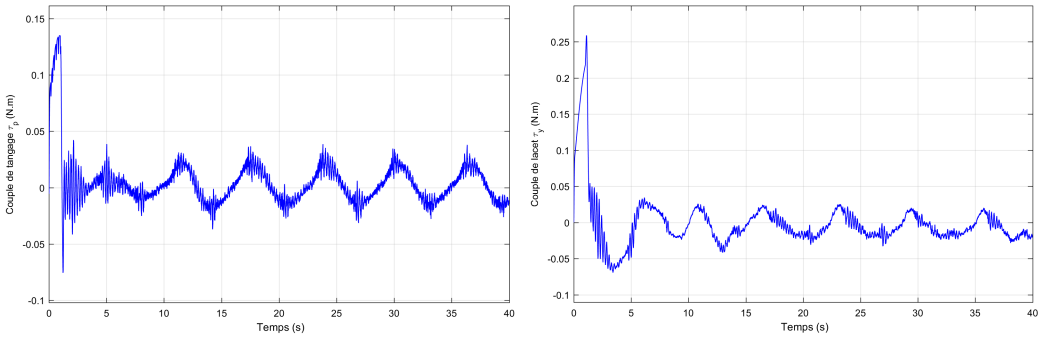


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

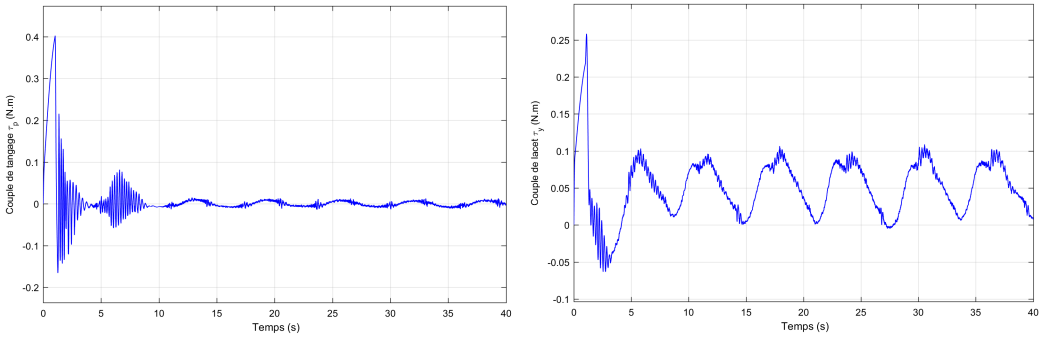


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.27 – Erreurs des angles avec perturbations externes - CAF avec 25 règles

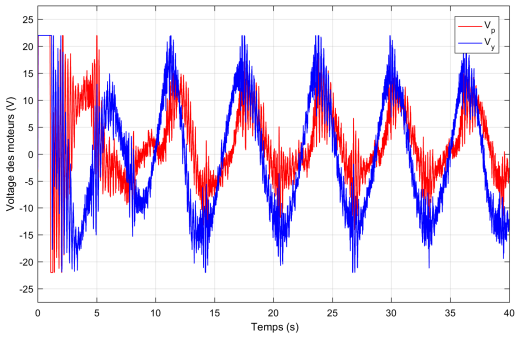


(a) Perturbation appliquée sur l'axe x

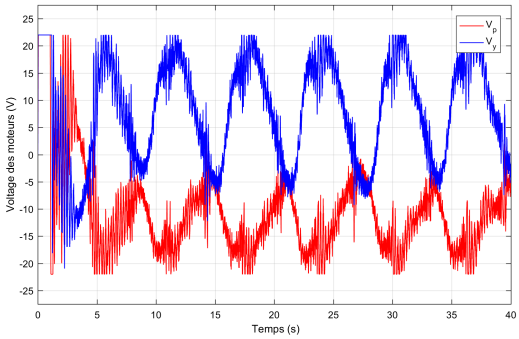


(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.28 – Entrées de commande avec perturbations externes - CAF avec 25 règles



(a) Perturbation appliquée sur l'axe x



(b) Perturbation appliquée sur l'axe y

FIGURE IV.29 – Tensions d'entrées avec perturbations externes - CAF avec 25 règles

Suivi de trajectoire avec variations paramétriques

- **CAF avec 9 règles**

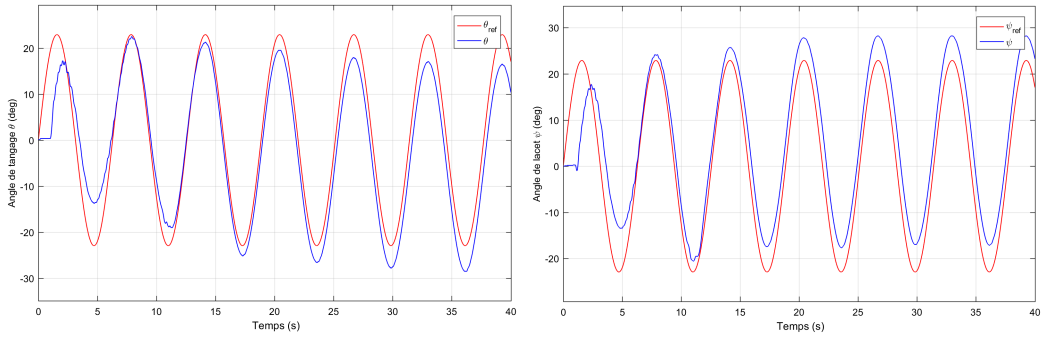


FIGURE IV.30 – Suivi d'attitude avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles

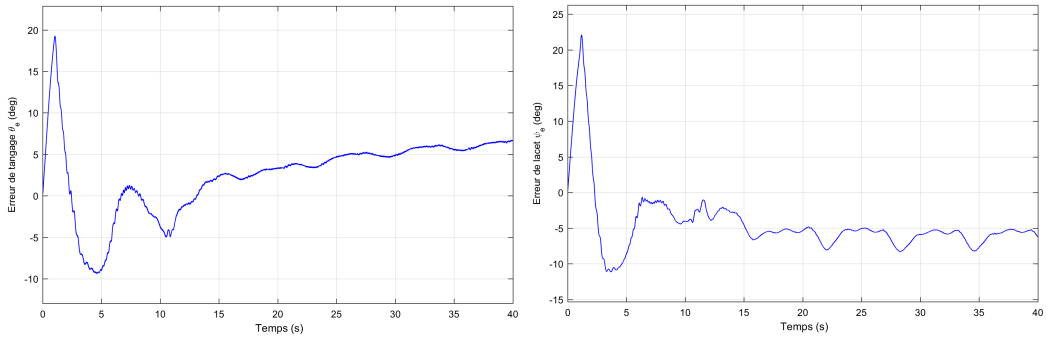


FIGURE IV.31 – Erreurs des angles avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles

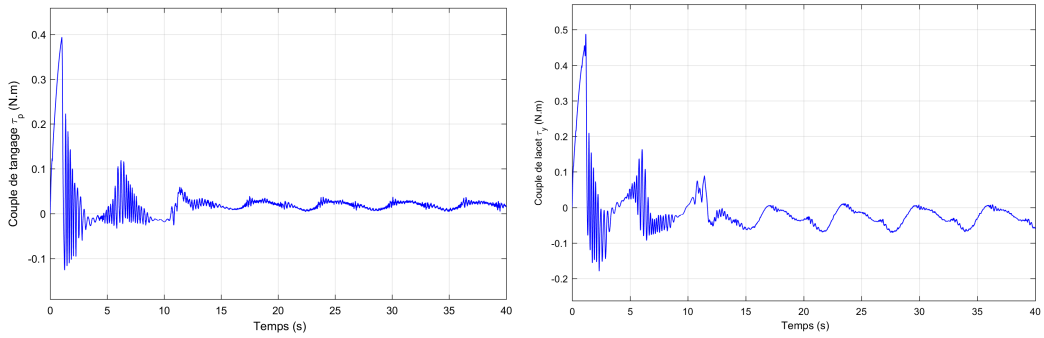


FIGURE IV.32 – Entrées de commande avec variations paramétriques - CAF avec 9 règles

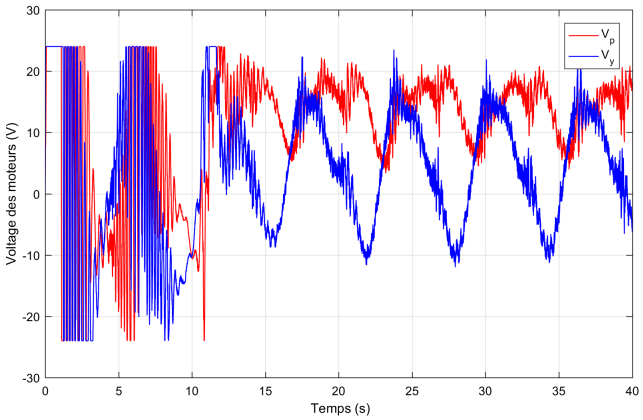


FIGURE IV.33 – Tensions d'entrées avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles

- **CAF avec 25 règles**

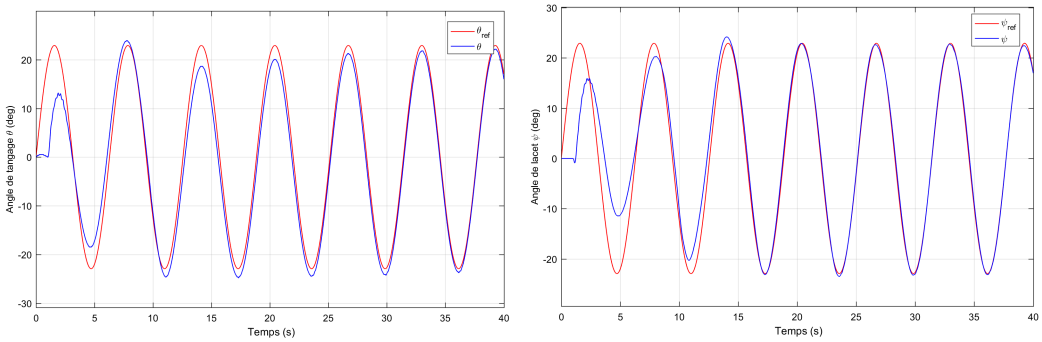


FIGURE IV.34 – Suivi d'attitude avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles

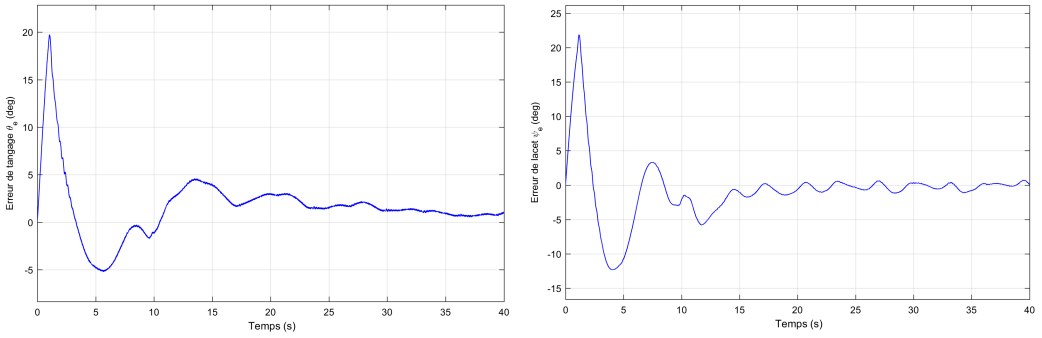


FIGURE IV.35 – Erreurs des angles avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles

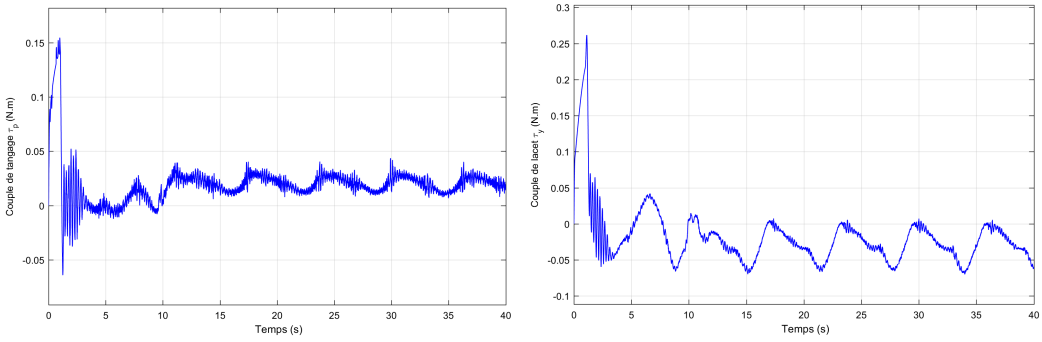


FIGURE IV.36 – Entrées de commande avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles

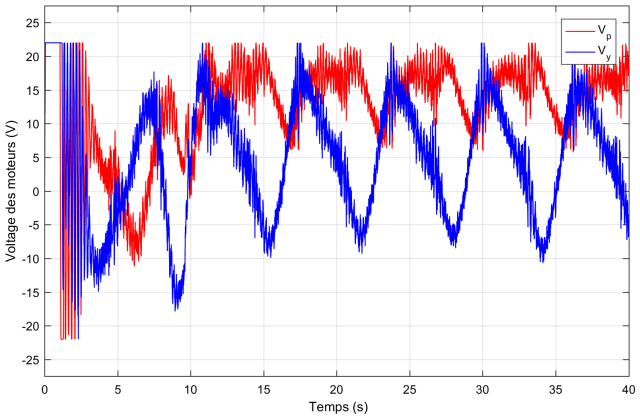


FIGURE IV.37 – Tensions d'entrées avec variations paramétriques - CAF avec 25 règles

Interprétation des résultats

Dans le cas sans perturbations, nous observons dans les figures IV.14, IV.15, IV.18 et IV.19 une convergence satisfaisante de l'erreur de l'angle de tangage pour les deux configurations de commande adaptative floue. En ce qui concerne l'angle de lacet, nous constatons une meilleure convergence et une tendance vers zéro pour l'erreur pour la configuration de commande adaptative floue avec 25 règles. Cela signifie que l'ajout de règles supplémentaires dans le système de commande permet d'améliorer la précision et la stabilité du suivi de l'angle de lacet.

Dans le cas des perturbations externes et variations paramétriques, la commande adaptative floue avec 25 règles est plus efficace pour atténuer l'impact des perturbations introduites avec des temps de convergences acceptables présentées dans les figures IV.27 et IV.35. Nous notons que dans le cas de la commande adaptative floue avec seulement 9 règles dans la figure IV.23, l'erreur prend plus de temps pour converger ou bien elle peut même diverger comme observé dans la figure IV.31.

Dans les figures IV.16, IV.24 et IV.32, nous remarquons que les entrées de commande τ_p et τ_y pour la CAF avec 9 règles floues sont plus lisses que celles avec 25 règles floues présentées dans les figures IV.20, IV.28 et IV.36. Cette observation suggère que la simplicité du contrôleur avec moins de règles conduit à une régularité accrue dans les commandes générées.

IV.2.3 Étude comparative

Afin d'établir une étude comparative entre les différentes lois de commande développées et implémentés précédemment, en considérant l'effet des deux catégories d'incertitudes, nous définissons deux critères pour faire la comparaison :

- 1^{er} critère : l'erreur quadratique moyenne (EQM),

$$J_1 = \frac{1}{n}(\sum_{i=1}^{n=2} e_i^T e_i) \tag{IV.1}$$

Avec $e_i = e_{ref} - e_{sortie}$ représente l'erreur de chaque angle.

- 2^{eme} critère : en fonction de la commande appliquée qu'on peut considérer comme un critère énergétique.

$$J_2 = \frac{1}{n}(\sum_{i=1}^{n=2} u_i^T u_i) \tag{IV.2}$$

Afin de bien illustrer les performances de ces commandes, les résultats ont été pris dans les mêmes conditions pour le temps d'implémentation complet $40s$) Les tableaux ci-dessous présentent une comparaison quantitative entre les différentes approches développées. Cette comparaison se base sur l'évolution temporelle de la commande et de l'erreur résultante donnée par les figures de IV.2 à IV.37.

TABLE IV.2 – Étude comparative entre les commandes (sans perturbations)

Critère	Backstepping	CAF avec 9 règles	CAF avec 25 règles
J_1	17.122	18.052	14.741
J_2	0.0039	0.0040	0.0011

TABLE IV.3 – Étude comparative entre les commandes (avec perturbations externes)

	Critère	Backstepping	CAF avec 9 règles	CAF avec 25 règles
Perturbation sur x	J_1	14.072	16.912	16.277
	J_2	0.0024	0.0034	9.376×10^{-4}
Perturbation sur y	J_1	21.636	25.659	16.7
	J_2	0.0037	0.0048	0.0034

TABLE IV.4 – Étude comparative entre les commandes (avec variations paramétriques)

Critère	Backstepping	CAF avec 9 règles	CAF avec 25 règles
J_1	19.121	34.554	17.402
J_2	0.0039	0.0039	0.0014

A partir des résultats de comparaison illustrés dans les tableaux IV.2, IV.3 et IV.4 ainsi que les figures ci-dessus, on peut noter que :

- Les commandes présentent une bonne qualité de poursuite après une phase d'adaptation (de l'ordre de 5 sec) avec des erreurs quadratiques moyennes proches et des valeurs énergétiques acceptables. Les erreurs de poursuite sont faibles et le mouvement du quanser AERO suit la trajectoire souhaitée.
- Lors de l'introduction de perturbations externes (vent à vitesse constante), on constate que les commandes sont robustes vis-à-vis de ces perturbations en entrées.
- Lors de l'introduction d'une variation dans la masse, la commande adaptative floue avec 25 règles s'est révélée être la plus performante et a affiché les meilleurs résultats avec une meilleure convergence de l'erreur.

IV.3 Conclusion

En conclusion, notre étude a porté sur la validation expérimentale des stratégies de commande adaptative floue directe synthétisée dans le contexte du problème de suivi de trajectoire du Quanser AERO. Nous avons réalisé des tests en temps réel pour évaluer les performances dans différentes situations. Dans un premier cas, sans perturbations et avec perturbations externes, nous avons constaté que les commandes synthétisées ont donné de bons résultats en termes de convergence de l'erreur de l'angle de tangage. Toutefois, pour l'angle de lacet, la convergence était meilleure et tendait vers zéro pour la commande adaptative floue avec 25 règles.

Cependant, lors de l'introduction d'une variation dans la masse du système, la commande adaptative floue avec un nombre accru de règles, présente les meilleurs résultats pour atténuer l'impact des perturbations et maintenir une trajectoire de référence

Ces résultats peuvent être expliqués par la difficulté du contrôleur basé sur le backstepping à s'adapter de manière appropriée aux variations paramétriques car il repose sur des modèles mathématiques précis. Lorsque des variations paramétriques importantes surviennent, ces hypothèses peuvent ne plus être valides, ce qui affecte les performances du contrôleur.

De plus, nous avons observé l'importance du nombre de règles dans la conception du contrôleur adaptatif flou. Un plus grand nombre de règles permet une représentation plus précise et plus fine des variations du système, ce qui permet au contrôleur de mieux réagir et de s'adapter aux perturbations. Ces résultats mettent en évidence l'importance du choix approprié du nombre de règles dans la conception de la commande adaptative floue pour améliorer la robustesse et les performances de suivi de trajectoire dans des conditions réelles.

Conclusion générale

En conclusion, ce mémoire de fin d'études intitulé "Commande adaptative floue d'une plateforme robotique AERO2" a exploré la mise en œuvre d'une commande adaptative floue pour résoudre le problème de suivi de trajectoire de la plateforme robotique Quanser Aero. Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité de la commande adaptative floue dans différents scénarios expérimentaux.

L'étude a débuté en présentant le contexte de l'étude, en décrivant la plateforme Quanser Aero et en introduisant les concepts de commande adaptative et de méthode du Backstepping. Par la suite, le modèle dynamique du Quanser Aero a été développé et une simulation du modèle a été réalisée.

La conception de la loi de commande adaptative floue a été abordée, en décrivant le développement du Backstepping et en présentant la synthèse de la commande adaptative floue. Des simulations des résultats ont été effectuées pour évaluer les performances des lois de commande optimisées par l'algorithme PSO.

L'évaluation et la validation expérimentale ont été réalisées en implémentant les stratégies de commande adaptative floue sur la plateforme Quanser Aero. Les résultats ont montré que les commandes synthétisées ont permis de maintenir une convergence satisfaisante de l'erreur de l'angle de tangage, même en présence de perturbations externes. L'impact des variations de masse a également été étudié, mettant en évidence l'importance du choix du nombre de règles dans la conception du contrôleur adaptatif flou. Nous constatons aussi que les résultats de l'implémentation se rapprochent de manière significative des résultats obtenus lors des simulations sauf pour la CAF avec 9 règles qui a montré quelques limites lors de l'implémenation. Ces limites résident dans le fait que la CAF nécessite la mise en place de plusieurs règles floues pour obtenir une convergence plus précise de l'erreur et une meilleure robustesse face aux perturbations. Cependant, cette approche implique inévitablement un temps de traitement plus important.

En résumé, cette étude a démontré que la commande adaptative floue, combinée à la méthode du Backstepping, offre une approche efficace pour résoudre le problème de suivi de trajec-

toire de la plateforme Quanser Aero. Les résultats obtenus soulignent l'importance de prendre en compte les variations paramétriques du système et le choix approprié du nombre de règles pour améliorer la robustesse et les performances de suivi de trajectoire. Ces conclusions ouvrent la voie à de futures recherches sur l'optimisation et l'amélioration des techniques de commande adaptative floue pour des applications robotiques plus complexes.

Perspectives futures

Dans les futurs travaux, les points suivants peuvent être considérés :

- **L'intégration de techniques d'apprentissage automatique :** Une perspective prometteuse pour améliorer davantage les performances de la commande adaptative floue est l'intégration de techniques d'apprentissage automatique. Par exemple, l'utilisation de réseaux de neurones pour estimer les perturbations ou ajuster les paramètres du contrôleur en temps réel peut potentiellement améliorer l'adaptabilité du système de commande.
- **La validation sur des scénarios réels :** Pour consolider les résultats obtenus, il est essentiel de poursuivre la validation expérimentale de la commande adaptative floue sur des scénarios réels plus variés. Cela impliquerait de réaliser des tests en extérieur, en tenant compte des conditions météorologiques et des interactions avec l'environnement réel. Une telle validation permettrait d'évaluer la performance du contrôleur dans des situations plus complexes et d'identifier les éventuelles limitations ou points à améliorer.

Réferences bibliographiques

[1] Job Van Amerongen et Peter Breedveld. « Modelling of physical systems for the design and control of mechatronic systems ». In : *Annual Reviews in Control* 27.1 (2003), p. 87-117.

[2] Quanser Innovate Educate. « Quanser AERO - 2DOF Lab Guide ». In : (2016), p. 1-39.

[3] Siri Marte Schlanbusch et Jing Zhou. « Adaptive backstepping control of a 2-DOF helicopter system with uniform quantized inputs ». In : *IECON 2020 The 46th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE. 2020, p. 88-94.

[4] Lanag mounir Ben khelifa abdelhadi. « Modélisation et commande d'un 2DOF hélicoptère ». Thèse de doct. Faculté des Sciences et Technologies Département des Sciences et Technologie, 2019.

[5] Sherif I Abdelmaksoud, Musa Mailah et Ayman M Abdallah. « Practical real-time implementation of a disturbance rejection control scheme for a twin-rotor helicopter system using intelligent active force control ». In : *IEEE Access* 9 (2020), p. 4886-4901.

[6] BADLIS Baelhadj BEN YAGOUB Azzeddine. « Commande robuste $H\infty$ des systèmes non linéaires ». Thèse de doct. Faculté des Sciences et de la Technologie Département dAutomatique et de l'électromécanique, 2020.

[7] Svenn Inge Lund Gabrielsen Jakub Mateusz Frasik. « practical application of advanced control ». Thèse de doct. University of Agder, 2018.

[8] Andrew AlHamouch et al. « Investigating performance of adaptive and robust control schemes for quanser aero ». In : *2019 Fourth International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications (ACTEA)*. IEEE. 2019, p. 1-6.

[9] Adriano ND Lopes et al. « Sampled-data controller design with application to the quanser aero 2-dof helicopter ». In : *2020 IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics (AQTR)*. IEEE. 2020, p. 1-6.

[10] Sreenatha G Anavatti, Fendy Santoso et Matthew A Garratt. « Progress in adaptive control systems : past, present, and future ». In : *2015 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture, and Industrial Automation (ICAMIMIA)*. IEEE. 2015, p. 1-8.

[11] Tanet Wonghong. « Adaptive Control for Nonlinear Processes ». In : *2021 9th International Electrical Engineering Congress (iEECON)*. 2021, p. 333-336.

[12] Haizia LADJAL et Rima ZEGHAD. « Commande adaptative par placement de pôles les des systèmes linéaires ». Thèse de doct. Université Akli Mouhand Oulhadj _ Bouira, 2018.

[13] RIZOUG ZEGHLACHE Zakaria et BOUSHABA Elaroussi. « Commande adaptative floue type 2 pour les systèmes non linéaires incertains via Backstepping ». In : (2018).

[14] Messaoud Mokhtari. « Commande adaptative des systèmes non linéaires par l'approche backstepping neuronale ». Thèse de doct. Université de Batna 2, 2015.

[15] BELKADI Aldjia. « Commande d'un UAV de type birotor coaxial avec tolérance de défauts ». In : 2019.

[16] Li-Xin Wang. *Adaptive fuzzy systems and control : design and stability analysis*. Prentice-Hall, Inc., 1994.

[17] Hao Ying et al. « Typical Takagi-Sugeno and Mamdani fuzzy systems as universal approximators : necessary conditions and comparison ». In : *1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98CH36228)*. T. 1. 1998, 824-828 vol.1.

[18] Fouad Yacef, Mustapha Hamerlain et Omar Bouhali. « Commande intelligente adaptative de drones miniatures à voilure tournante ». Thèse de doct. 2018.

[19] Fouad Yacef, Omar Bouhali et Mustapha Hamerlain. « Adaptive fuzzy backstepping control for trajectory tracking of unmanned aerial quadrotor ». In : *2014 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. IEEE. 2014, p. 920-927.

[20] Tomohiro Takagi et Michio Sugeno. « Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* SMC-15.1 (1985), p. 116-132.

[21] Hao YING et al. « Typical Takagi-Sugeno and Mamdani fuzzy systems as universal approximators : necessary conditions and comparison ». In : *1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98CH36228)*. T. 1. 1998, 824-828 vol.1.

[22] Pedro ALBERTOS, Antonio SALA et M OLIVARES. « Fuzzy logic controllers. Advantages and drawbacks ». In : *VIII international congress of automatic control*. T. 3. International Federation of Automatic Control Laxenburg, Austria. 1998, p. 833-844.

[23] Abdelouaheb BOUKHALFA. « Contribution à la commande adaptative floue pour les systèmes non linéaires discrets incertains ». In : (2019).

[24] Mohamed Naguib HARMAS. « Contribution à la commande intelligente des systèmes ». Thèse de doct. 2018.

[25] Abdelfattah BENCHIKH et al. « Commande adaptative floue robuste basée sur un observateur flou pour un système non linéaire incertain (SNLI) via backstepping ». In : (2018).

[26] Petros A IOANNOU et Jing SUN. *Robust adaptive control*. T. 1. PTR Prentice-Hall Upper Saddle River, NJ, 1996.

[27] Yuhui SHI et R.C. EBERHART. « Fuzzy adaptive particle swarm optimization ». In : *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.01TH8546)*. T. 1. 2001, 101-106 vol. 1.

[28] Fouad YACEF, Mustapha HAMERLAIN et Omar BOUHALI. « Optimisation PSO du contrôleur de backstepping intégral pour la stabilisation d'attitude du quadrirotor ». In : *3ème Conférence Internationale sur les Systèmes et le Contrôle*, p. 462-466.

[29] KHENFRI FOUAD. « Commandes non linéaires décentralisées avec optimisation paramétrique : Application à un UAV de type Quadrotor ». Thèse de doct. École militaire polytechnique, 2011.

[30] Mahmut REYHANOGLU, Mohammad JAFARI et Muhammad REHAN. « Simple Learning-Based Robust Trajectory Tracking Control of a 2-DOF Helicopter System ». In : *Electronics* 11.13 (2022), p. 2075.

[31] Jakub Mateusz FRASIK et Svenn Inge Lund GABRIELSEN. « Practical application of advanced control : An evaluation of control methods on a quanser aero ». Mém. de mast. University of Agder, 2018.

[32] Sherif I Abdelmaksoud, Musa Mailah et Ayman M Abdallah. « Practical real-time implementation of a disturbance rejection control scheme for a twin-rotor helicopter system using intelligent active force control ». In : *IEEE Access* 9 (2020), p. 4886-4901.

[33] Peter Lambert et Mahmut Reyhanoglu. « Observer-based sliding mode control of a 2-DOF helicopter system ». In : *IECON 2018-44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE. 2018, p. 2596-2600.

[34] Adnan Martini. « Modélisation et commande de vol d'un hélicoptère soumis à une rafale de vent ». Thèse de doct. Université de Metz, 2008.

[35] Abdelghani Bouchheloukh et al. « UAV navigation based on adaptive fuzzy backstepping controller using visual odometry ». In : *International Journal of Modelling and Simulation* 42.4 (2022), p. 595-616.

[36] Shao-Cheng Tong et al. « Observer-based adaptive fuzzy backstepping dynamic surface control for a class of MIMO nonlinear systems ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 41.4 (2011), p. 1124-1135.

[37] Shao-Cheng Tong et al. « Observer-based adaptive fuzzy backstepping dynamic surface control for a class of MIMO nonlinear systems ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 41.4 (2011), p. 1124-1135.

[38] Qi Zhou et al. « Adaptive output-feedback fuzzy tracking control for a class of nonlinear systems ». In : *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 19.5 (2011), p. 972-982.

Annexes

1. **Valeurs numériques des différents paramètres du Quanser AERO**

Paramètres de l'hélice et du moteur à courant continu du Quanser AERO

	Symbole	Description	Valeur
Moteur	R_m	Résistance terminale	8.4Ω
	K_t	Constante de couple	$0.042N.m/A$
	K_m	Constante f.e.m du moteur	$0.042V/(rad/s)$
	J_m	Moment d'inertie du moteur	$4.04 \times 10^{-6} Kg.m^2$
	L_m	Inductance du moteur	$1.16mH$
Hélice	K_d	Coefficient de traînée	$10^{-5}V/(rad/s)$
	J_h	Inertie du moyeu d'hélice	$3.04 \times 10^{-9} Kg.m^2$
	J_p	Inertie de l'hélice	$7.2 \times 10^{-6} Kg.m^2$

2. **Schémas Simulink sur Matlab**

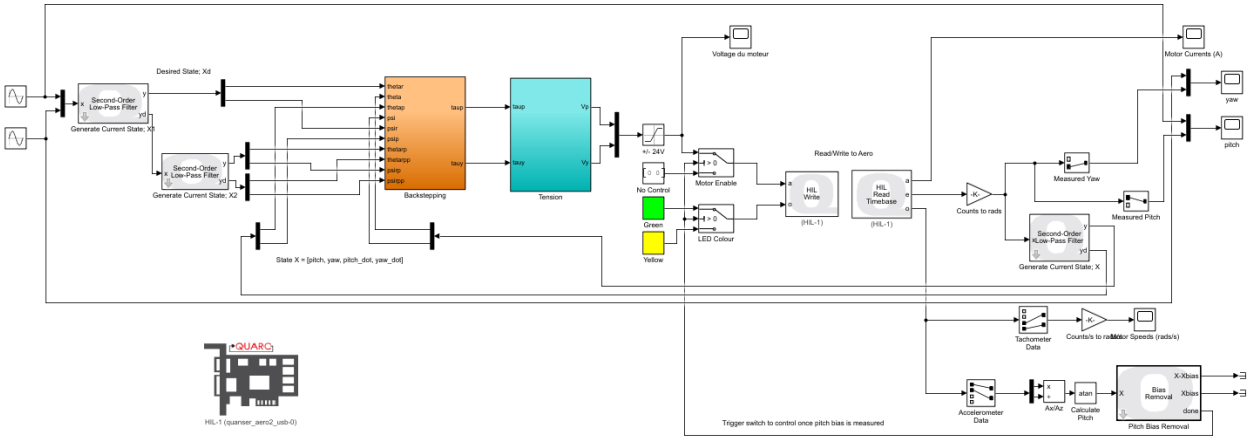


Schéma Simulink de la commande Backstepping

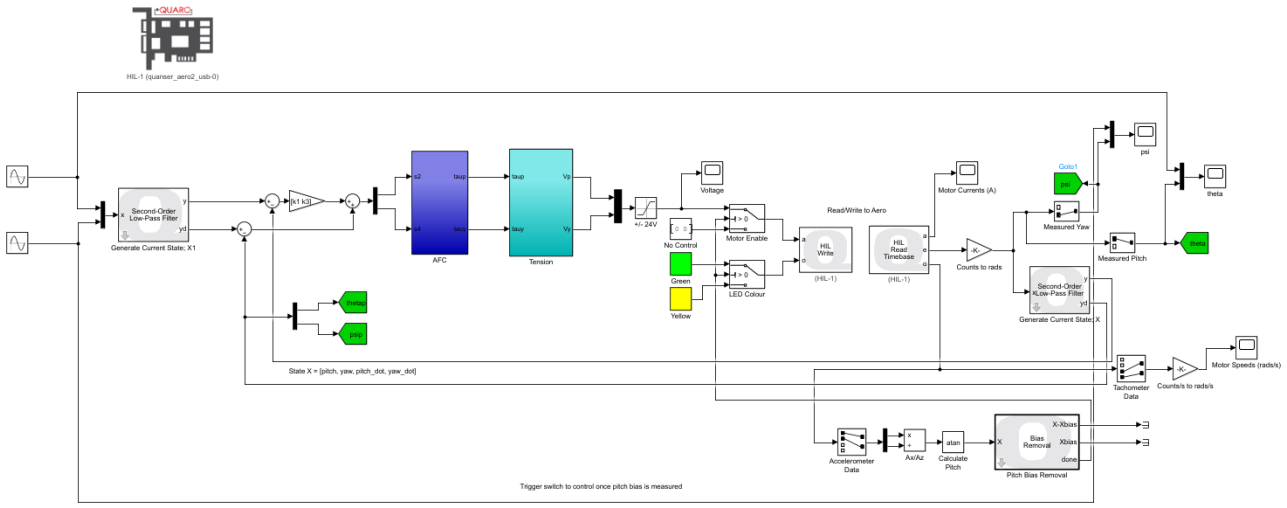


Schéma Simulink de la CAF

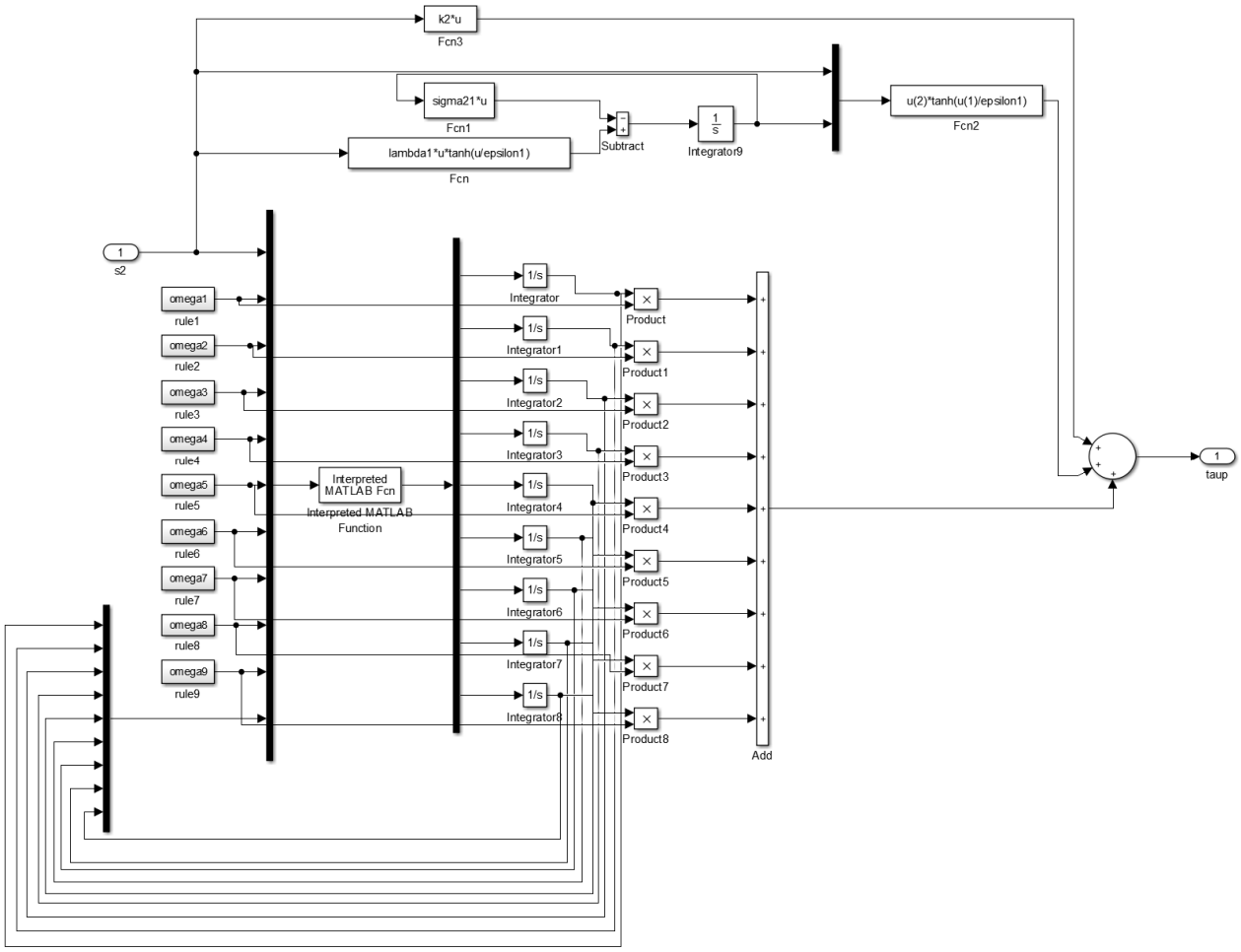


Schéma d'un contôleur flou

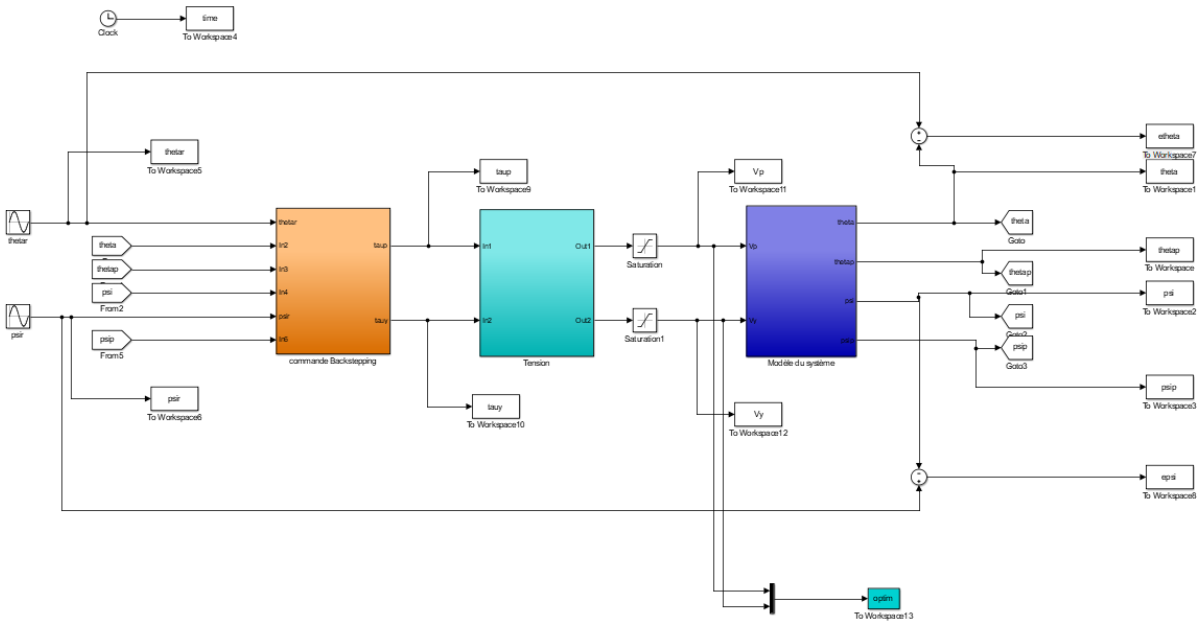


Schéma Simulink de l'optimisation par PSO

3. Codes Matlab

```matlab
function output = Quanser_model(input)

global Ip Iy lc m Dp Dy g
global Kpp Kpy Kyp Kyy

theta = input(1);
thetap = input (2);
psi = input(3);
psip = input(4);
Vp = input(5);
Vy = input(6);

a1 = Ip + m*lg^2 ;
a2 = -m*g*lc*cos(theta)-Dp*thetap-m*lc^2*psip^2*sin(theta)*cos(theta);
b1 = Iy + m*lc^2* cos(theta)^2;
b2 = -Dy*psip+ 2*m*lc^2*psip* thetap*sin(theta)*cos(theta);

taup=Kpp*Vp+Kpy*Vy
tauy=Kyp*Vp+Kyy*Vy


output(1) = thetap;
output(2)= (1/a1)*(taup+a2);
output(3)= psip;
output(4)= (1/b1)*(tauy+b2);
end
```

Code du modèle du Quanser AERO

```
function [taup,tauy] = backstep(xlr,xlrp,xlrpp,theta,thetap,x3r,x3rp,x3rpp,psi,psip)

Ip = 0.0215;
Iy = 0.037;
lg = 0.002;
m = 1.075;
Dp = 0.0071;
Dy = 0.0220;

k1=7.5;
k2=3.5;
k3=7;
k4=3.25;

a1 = Ip + m*lg^2 ;
a2 = -m*lg*cos(theta)-Dp*thetap-m*lg^2*psip^2*sin(theta)*cos(theta);
b1 = Iy + m*lg^2* cos(theta)^2;
b2 = -Dy*psip+ 2*m*lg^2*psip* thetap*sin(theta)*cos(theta);
s1=xlr-theta;
s2=xlrp+k1*s1-thetap;
s3=x3r-psi;
s4=x3rp+k3*s3-psip;

taup=a1*(k2*s2+s1+k1*(s2-(k1*s1))+xlrpp-(a2/a1));
tauy=b1*(k4*s4+s3+k3*(s4-(k3*s3))+x3rpp-(b2/b1));
end
```

Code du backstepping

```
function output=adaptation_law1(input)

global gamma1
global sigma11

s2=input(1);
omega1=input(2);
omega2=input(3);
omega3=input(4);
omega4=input(5);
omega5=input(6);
omega6=input(7);
omega7=input(8);
omega8=input(9);
omega9=input(10);
theta1=input(11);
theta2=input(12);
theta3=input(13);
theta4=input(14);
theta5=input(15);
theta6=input(16);
theta7=input(17);
theta8=input(18);
theta9=input(19);

output(1)=gamma1*s2*omega1-sigma11*theta1;
output(2)=gamma1*s2*omega2-sigma11*theta2;
output(3)=gamma1*s2*omega3-sigma11*theta3;
output(4)=gamma1*s2*omega4-sigma11*theta4;
output(5)=gamma1*s2*omega5-sigma11*theta5;
output(6)=gamma1*s2*omega6-sigma11*theta6;
output(7)=gamma1*s2*omega7-sigma11*theta7;
output(8)=gamma1*s2*omega8-sigma11*theta8;
output(9)=gamma1*s2*omega9-sigma11*theta9;
```

Code d'une loi d'adaptation

Constraint.m | Start_Sm.m

```m
addpath(genpath('functions'))
% Options
options = pso;
options.PopulationSize  = 24;
options.Generations     = 20;
options.StallGenLimit   = inf;
options.TolFun          = 1e-6;
options.TolCon          = 1e-6;
options.Vectorized      = 'off';
options.BoundaryMethod  = 'absorb';
options.PlotFcns        = @psoplotbestf;
options.Display         = 'iter';
% Problem
problem = struct;
problem.fitnessfcn  = @fit;
problem.nvars       = 8;
problem.bineq       = [];
problem.Aineq       = [];
problem.lb          = [0 0 0 0 0 0 0 0];
problem.ub          = [15 5 15 5 0.1 0.1 1 0.5];
problem.nonlcon     = [];
problem.options     = options;
% Optimize
[x,fval,exitflag,output] = pso(problem);
```

Constraint.m

```m
function [c, ceq] = Constraint(optim)

Vp=optim(:,1);
Vy=optim(:,2);

c= [(-24<=Vp<24)
     (-24<=Vy<24)];
ceq = [];
```

fit.m

```m
function I=fit(X)
Param={'k1','k2','k3','k4','lambda1','lambda2','gamma1','gamma2'};
NameSim='flouoptim';
for i=1:size(X,1)
I(i)=fitness(X(i,:),NameSim,Param);
end
```

fitness.m

```m
function I=fitness(a,NameSim,varargin)
LoadParamV1(a,varargin{:,:});
[t,xy,yx] = sim(NameSim);
% criteria
% Pose ici le critère si que tu veux
I=(sum(etheta.*etheta)/length(etheta)+sum(epsi.*epsi)/length(epsi))/2;

function LoadParamV1(X,varargin)
Nparam=length(varargin{:,:});
dd=varargin{:,:};
if Nparam~=length(X)
    error('La dimension d''entrées/sorties ne sont pas les mêmes .')
else
    for i=1:length(X)
        assignin('base',dd{i} ,X(i))
    end
end
```

Code du PSO

ملخص

الهدف من هذا العمل هو تنفيذ وتصميم قانون تحكم ضبابي متكيف لتثبيت الاتجاه وتتبع المسار لمنصة Quanser AERO .
توفر هذه المنصة الروبوتية واقعية عالية من خلال محاكاة دقيقة لسلوكيات الديناميكا الهوائية لمروحية ذات درجتي حرية.
تم استخدام نظام منطق ضبابي لتقريب قانون تحكم قائم على النموذج والتغلب على عدم اليقين في النظام وبعض الاضطرابات.
تم استخدام مبرهنة ليابونوف لإثبات تحليل استقرار النظام المغلق وتطبيق النهج المتكيف المقترح بعد ذلك للتحكم في محاور الاندفاع والارتداد مع تحسين إعدادات وحدة التحكم الضبابية باستخدام خوارزمية .PSO أظهرت الاختبارات التجريبية والمحاكاة فعالية وأداء تتبع القانون التحكم مع زيادة عدد القواعد الضبابية.

الكلمات الرئيسية : Quanser AERO ، مروحية ، التحكم المتكيف ، النظام الضبابي ، تتبع المسار ، ليابونوف ، الاتجاه ، PSO.

Résumé

L’objectif de ce travail est la mise en place et conception d’une loi de commande adaptative floue pour la stabilisation de l’attitude et le suivi de trajectoire de la plateforme Quanser AERO. Cette plateforme robotique offre un réalisme élevé en simulant de manière précise les comportements aérodynamiques d’un hélicoptère à deux degrés de liberté. Un système de logique floue est utilisé pour approximer une loi de commande basée sur le modèle dynamique du système (Backstepping) et surmonter les incertitudes du système et certaines perturbations. Le théorème de Lyapunov est utilisé pour démontrer l'analyse de stabilité du système en boucle fermée. L'approche adaptative proposée est enfin appliquée pour le contrôle des axes de tangage et de lacet. Les paramètres du contrôleur flou sont ensuite optimisés à l’aide de l’algorithme PSO. Les tests de simulation et expérimentaux ont démontré l'efficacité et les performances de suivi de la loi de commande avec un nombre accru de règles floues.

Mots-clé : Quanser AERO ; hélicoptère ; commande adaptative ; système flou ; suivi de trajectoire ; Lyapunov ; attitude ; PSO.

Abstract

The aim of this work is the implementation and design of an adaptive fuzzy control law for stabilizing the attitude and trajectory tracking of the Quanser AERO platform. This robotic platform provides high realism by accurately simulating the aerodynamic behaviors of a two-degree-of-freedom helicopter. A fuzzy logic system is used to approximate a model-based control law (Backstepping) and overcome system uncertainties and certain disturbances. Lyapunov's theorem is used to demonstrate the stability analysis of the closed-loop system. The proposed adaptive approach is then applied to control the pitch and yaw axes. The parameters of the fuzzy controller are optimized using the PSO algorithm. Simulation and experimental tests have demonstrated the effectiveness and tracking performance of the control law with an increased number of fuzzy rules.

Keywords: Quanser AERO; helicopter; adaptive control; fuzzy system; trajectory tracking; Lyapunov; attitude; PSO.