

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة فرحات عباس سطيف 1

UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS – SÉTIF 1

THÈSE

Présentée à la

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE

DÉPARTEMENT D'ÉLECTROTECHNIQUE

Pour obtenir le diplôme de

Doctorat en Sciences

Option : Automatique

Par

BOUKHALFA Abdelouaheb

Thème

Contribution à la commande adaptative floue pour les systèmes non linéaires discrets incertains

Soutenue le 02/05/2019 devant le Jury:

Pr. RAHMANI Lazhar	Université de Sétif-1-	Président
Pr. KHABER Farid	Université de Sétif-1-	Directeur de thèse
Pr. Essounbouli Najib	Université de Reims, France	Co-Directeur de thèse
Pr. MOSTEFAI Mohammed	Université de Sétif-1-	Examineur
Pr. LADACI Samir	ENP de Constantine	Examineur
Pr. BARKAT Saïd	Université de Msila	Examineur

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS-SÉTIF-1

THÈSE

Présentée au

DÉPARTEMENT D'ÉLECTROTECHNIQUE

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE



Pour obtenir le diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

Option : AUTOMATIQUE

Par

BOUKHALFA ABDELOUAHEB

THÈME

**Contribution à la commande adaptative floue pour les systèmes
non linéaires discrets incertains**

SOUTENUE LE : 12 MAI 2019, devant le jury :

RAHMANI	LAZHAR	Prof. à l'université Sétif-1	PRÉSIDENT
KHABER	FARID	Prof. à l'université Sétif-1	DIRECTEUR DE THÈSE
ESSOUNBOULI	NAJIB	Prof. à l'université Reims, France	CO-DIRECTEUR DE THÈSE
MOSTEFAI	MOHAMMED	Prof. à l'université Sétif-1	EXAMINATEUR
LADACI	SAMIR	Prof. à l'ENP Constantine	EXAMINATEUR
BARKAT	SAID	Prof. à l'université M'sila	EXAMINATEUR

Remerciements

Je remercie ALLAH le tout puissant pour la volonté et la patience qu'il m'a donné tout au long de mes études.

Le travail présenté dans cette thèse a été réalisé au sein du laboratoire Qualité de l'Energie dans les Réseaux Electriques (QUERE) à l'université Ferhat Abbas Sétif-1, sous la direction du Professeur **Khaber Farid**, en collaboration avec le Centre de Recherche en Sciences et Technologie de l'Information et de la Communication (CReSTIC) à Troyes (France), sous la direction du Professeur **Essounbouli Najib**.

Je tiens à remercier particulièrement Monsieur **Khaber Farid**, Professeur à l'université de Sétif-1 pour la proposition du sujet de cette thèse et pour son soutien tout au long de ce travail. Merci Monsieur pour vos conseils et la confiance que vous m'avez accordée au cours de ces années d'encadrement.

Je tiens à remercier chaleureusement, Monsieur **Rahmani Lazhar**, Professeur à l'université de Sétif-1, d'avoir accepté la présidence du jury de ma soutenance, ainsi que Messieurs **Mostefai Mohammed**, Professeur à l'université de Sétif-1, **Ladaci Samir**, Professeur à l'école Nationale Polytechnique de Constantine, et **Barkat Said**, Professeur à l'université de M'sila qui ont accepté d'examiner mon manuscrit de thèse.

Je remercie **Bouchama Ziyad**, Maître de conférences à l'université de Bordj Bou Arréridj, pour son soutien et aide durant la préparation de cette thèse.

J'adresse un grand merci à mes amis et collègues **Khettab Khatir**, **Bellouti Adel**, **Brik Mourad**, **Djenane Moussa**, **Guioua Belkacem** et à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin durant ces années de recherche et d'études.

Je tiens également à dire un grand merci à mes parents pour leur soutien permanent et pour l'infinie patience et encouragements durant la rédaction de ma thèse.

Enfin, je tiens à remercier ma femme pour m'avoir toujours encouragé et pour le soutien moral qu'elle m'a apportée pendant toute la durée de cette thèse.

Dédicaces

À ma Mère,

À mon Père,

À toute ma grande famille,

À ma femme,

À mes enfants **Ouiam** et **Mohammed Hachemi**.

je dédie ce modeste travail.

BOUKHALFA ABDELOUAHEB.

Sommaire

Remerciements	i
Dédicaces	ii
Introduction générale	1
1 État de l'art	5
1.1 Introduction	5
1.2 État de l'art	6
1.3 Objectifs des travaux de thèse	12
2 Commande adaptative floue optimale	13
2.1 Introduction	13
2.2 Description du système	15
2.3 Approximation floue	16
2.4 Programmation dynamique	17
2.4.1 Fonction coût	19
2.5 Conception du contrôleur	20
2.6 Analyse de stabilité	21
2.7 Simulation	24
2.7.1 Exemple 1	24
2.7.2 Exemple 2	27
2.7.3 Exemple 3	29
2.8 Conclusion	31
3 Commande adaptative floue par Backstepping	32
3.1 Introduction	32

3.2	Formulation du problème	36
3.3	Conception de la commande adaptative floue et analyse de stabilité	37
3.4	Simulation	43
3.4.1	Exemple 1	43
3.4.2	Exemple 2	45
3.4.3	Exemple 3	48
3.5	Conclusion	50
4	Commande adaptative floue synergétique	51
4.1	Introduction	51
4.2	Principes de la commande synergétique	53
4.3	Conception du contrôleur synergétique	54
4.4	Contrôleur adaptatif flou synergétique	56
4.5	Analyse de stabilité	57
4.6	Simulation	59
4.6.1	Exemple 1	60
4.6.2	Exemple 2	62
4.6.3	Exemple 3	64
4.7	Étude comparative	67
4.8	Conclusion	69
	Conclusion générale	70
	Bibliographie	72

Table des figures

2.1	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $x_d(k)$	25
2.2	Signal de commande $u(k)$	26
2.3	Signal d'erreur $e(k)$	26
2.4	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$	27
2.5	Signal de commande $u(k)$	28
2.6	Signal de l'erreur $e(k)$	28
2.7	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$	30
2.8	Signal de commande $u(k)$	30
2.9	Signal d'erreur $e(k)$	31
3.1	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$	44
3.2	Signal de commande $u(k)$	44
3.3	Signal d'erreur $e(k)$	45
3.4	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$	46
3.5	Signal de commande $u(k)$	47
3.6	Signal d'erreur $e(k)$	47
3.7	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$	48
3.8	Signal de commande $u(k)$	49
3.9	Signal d'erreur $e(k)$	49
4.1	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$	60
4.2	Signal de commande $u(k)$	61
4.3	Signal de l'erreur $e(k)$	61
4.4	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$	62
4.5	Signal de commande $u(k)$	63
4.6	Le signal d'erreur $e(k)$	63

4.7	Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$	65
4.8	Signal de commande $u(k)$	65
4.9	Erreur de poursuite $e(k)$	66
4.10	La fonction non linéaire $f(k)$ et son estimé $\hat{f}(k)$	66
4.11	Norme de $\theta_f(k)$	67

Introduction générale

Au cours du dernier demi-siècle, la théorie moderne de la commande s'est considérablement développée et de nombreuses branches et sous-domaines sont apparus : théorie des systèmes linéaires, commande optimale, identification des systèmes, commande adaptative, commande robuste, commande par mode glissant, théorie des systèmes stochastiques, etc...

Pendant ce temps, beaucoup d'applications remarquables de la théorie de commande moderne ont été réalisées dans de nombreux domaines pratiques, tels que les processus industriels, l'aérospatiale, le transport urbain, etc...

Cependant, nous sommes confrontés à de grands défis dans l'étude et l'application de ces méthodes de commande, car de nombreux nouveaux problèmes ont été générés par le développement théorique de la discipline de l'automatique elle-même et par les exigences pratiques de la commande des systèmes dans le monde réel.

La théorie de la commande moderne a été établie et développée sur la base d'une hypothèse fondamentale que le modèle mathématique ou le modèle nominal du système contrôlé est connu avec précision.

Avec le développement de la science et de la technologie de l'information ces dernières années, des processus pratiques dans de nombreux domaines ont subi des changements importants et sont devenus plus complexes. Cela remet en question la théorie et les méthodes de commande existantes, car elles reposent sur un modèle mathématique précis du système contrôlé. D'autre part, une énorme quantité de données de processus a pu être obtenue et stockée qui contient implicitement toutes les informations d'état utiles sur les opérations de traitement. Dans ce cas, comment utiliser les données et les connaissances collectées pour développer des méthodes de commande et d'optimisation efficaces pour les processus industriels lorsque des modèles de processus précis ne sont pas disponibles. Par conséquent, développer une théorie et des méthodes de commande basées sur les données est un choix inévitable pour le développement de la théorie de la commande dans la nouvelle ère et est d'une grande importance tant dans la

théorie que dans la pratique.

Les systèmes modernes de commande par rétroaction ont été à l'origine de grands succès dans les domaines de l'ingénierie aérospatiale, la technologie automobile, la défense et les systèmes industriels. La fonction d'un contrôleur à retour est de modifier le comportement du système pour atteindre le niveau de performance souhaité. Les techniques de commande modernes, linéaires ou non linéaires, ont été développées en utilisant des théories des représentations d'état ou fréquentielles. La complexité des systèmes artificiels actuels impose de sévères contraintes aux techniques existantes de conception de rétroaction. Des exigences de performance plus strictes en termes de vitesse et de précision face aux incertitudes du système et aux environnements inconnus ont remis en question les limites de la commande moderne. L'utilisation d'un système complexe dans différents régimes exige que le contrôleur soit intelligent avec des capacités d'adaptation et d'apprentissage en présence de perturbations inconnues, de dynamiques non modélisées et d'incertitudes non structurées. De plus, ces contrôleurs entraînés par les actionneurs hydrauliques, électriques, pneumatiques et bioélectriques présentent de multiples non linéarités sévères en termes de frottement, de zone morte, et de retard temporel. Les systèmes de commande intelligents, dont les modèles sont inspirés des systèmes biologiques et les capacités cognitives humaines, possèdent des propriétés intéressantes d'apprentissage, d'adaptation et de classification. En conséquence, ces contrôleurs dits intelligents fournissent l'espoir d'une performance améliorée pour les systèmes complexes d'aujourd'hui. Ces contrôleurs intelligents sont développés en utilisant les réseaux de neurones artificiels (NN), la logique floue, les algorithmes génétiques, la technique de backstepping, ou encore une combinaison de méthodes.

La technique de commande floue est souvent présentée comme une technique robuste capable de compenser quasi naturellement les incertitudes et/ou le manque de connaissances précises quant au processus à commander. Dans la majorité des applications, les contrôleurs flous sont construits à partir de connaissances linguistiques fournies par des experts. Cependant, il est parfois difficile de construire la base des règles de commande pour certains systèmes, ou le besoin peut imposer l'ajustement des paramètres du contrôleur, dans le cas de systèmes à dynamiques variables par exemple. Pour surmonter ce problème et permettre aux contrôleurs flous une acquisition automatique de connaissances à partir de données numériques, les

cher- cheurs ont introduit les techniques de commande adaptatives. Dans ces techniques, la propriété d'approximation universelle des systèmes flous est exploitée dans L.X. Wang [1], et la stabilité et la robustesse de la structure de commande sont étudiées par l'approche de Lyapunov.

L'application de la logique floue dans les systèmes de commande par rétroaction en boucle fermée n'a été étudiée rigoureusement que très récemment, où des contrôleurs flous adaptatifs ont été développés à la fois en continu et en discret. Les contrôleurs discrets conçus ont l'avantage important de pouvoir être directement implémentés sous forme numérique sur du matériel embarqué moderne. Malheureusement, la conception en temps discret est beaucoup plus complexe que la conception en temps continu notamment lorsque la stabilité du système est analysée par la méthode de Lyapunov.

La contribution principale apportée dans cette thèse de Doctorat est le développement de structures de commande intelligentes combinant la commande adaptative floue, la commande optimale, le backstepping et la commande synergétique pour une classe de systèmes non linéaires discrets SISO.

Dans ce contexte, on se propose de développer trois structures de commande adaptative floue dans les quelles, la logique floue sera utilisée pour approximer les dynamiques des systèmes non linéaires. La première structure est basée sur la commande optimale utilisant la programmation dynamique. La deuxième structure utilise la technique de commande par backstepping. Dans la troisième structure la commande adaptative floue est combinée à l'approche synergétique. Ces structures de commande, qui permettront d'éliminer le problème d'explosion de la complexité et de réduire le volume de calcul, seront validées par simulation, sous l'environnement Matlab, à travers trois systèmes non linéaires discrets SISO.

Cette thèse est structurée en quatre chapitres, en plus d'une introduction générale et d'une conclusion générale.

Le **premier chapitre** introduit les systèmes non linéaires discrets SISO et donne un état de l'art sur leur commande par les différentes méthodes modernes.

Dans le **deuxième chapitre**, il s'agit de développer des approches de commande adaptative floue optimale en se basant sur la programmation dynamique heuristique pour concevoir un contrôleur optimal. Les systèmes flous sont utilisés pour approximer les incertitudes des systèmes. La stabilité du système en boucle fermée est analysée par la synthèse de Lyapunov.

Une structure de commande adaptative floue par backstepping prenant en compte les incertitudes et les perturbations externes est développée dans le **troisième chapitre**. Cette structure de commande exploite la technique des «paramètres d'apprentissage minimaux (MLP) », où toutes les lois de commande virtuelles des étapes intermédiaires n'ont pas besoin d'être approximées en ligne et un seul système flou sera utilisé pour approximer la fonction inconnue localisée dans le système lors de la dernière étape.

Le **quatrième** et dernier **chapitre**, qui représente la contribution essentielle apportée dans cette thèse, est dédié à la technique de commande adaptative floue synergétique d'une classe de systèmes non linéaires discrets SISO. Cette technique, assez proche de la commande par mode glissant, connue pour sa robustesse vis à vis des perturbations externes, sera combinée avec la technique adaptative pour ses facultés d'approximation et d'adaptation afin de forcer le système à évoluer selon une dynamique bien choisie.

Le manuscrit s'achève par une conclusion générale résumant le bilan des travaux réalisés et donnant quelques perspectives à ce travail présenté.

Chapitre 1

État de l'art

1.1 Introduction

Les techniques de commande classique consistent dans un premier temps à construire un modèle mathématique à base d'équations différentielles ou récurrentes du système à piloter. À partir de ce modèle, une commande est déterminée (P.I.D, commande par retour d'état,...) afin d'amener ce système dans les états désirés, tout en respectant des critères de performance. En effet l'obtention d'un modèle mathématique à la fois précis, pertinent et simple à exploiter, est parfois difficile et complexe.

Plusieurs commandes sont apparues pour vaincre ce problème, on cite la commande adaptative floue.

La commande floue possède des avantages indéniables. Dans le cas d'un modèle mathématique du système difficile à obtenir, il est très pratique d'utiliser les informations que l'on peut obtenir facilement (mesures numériques des variables utiles, description linguistiques du système par les experts humains). Par définition le système flou peut prendre en compte deux types de données symbolique et numérique.

Les contrôleurs flous ont la faculté d'approximer n'importe quelle fonction nonlinéaire, L.X. Wang [2]. Mais l'obtention de ces contrôleurs n'était pas toujours évidente à cause de la variation des paramètres. Pour résoudre ce problème, la commande adaptative a été intégrée dans le contrôleur flou pour construire un contrôleur adaptatif flou qui apparaît dans les années 90. Il s'agit de combiner la logique floue avec une loi de commande adaptative afin de concevoir une structure de commande stable et robuste pour une classe de systèmes non linéaires. La

commande adaptative floue se compose donc d'un régulateur flou adaptatif (soit unique, soit choisi parmi un groupe de régulateur en fonction de ses performances). La chose la plus importante qui différencie un régulateur adaptatif flou d'un régulateur adaptatif conventionnel est que le premier peut prendre en compte des informations linguistiques. Ceci qui est très important lorsque le système possède des incertitudes que l'opérateur humain a appris à anticiper.

La commande adaptative floue a été un domaine de recherche actif au cours de la dernière décennie. Des problèmes fondamentaux tels que la stabilité, la robustesse et l'analyse des performances ont été résolus. Cependant, un inconvénient principal est la structure généralement fixe des contrôleurs flous, qui sont normalement choisis par des essais dans la pratique. Peu de tentatives de développement de contrôleurs adaptatifs flous discrets ont été rapportées, et des questions importantes telles que la stabilité, l'efficacité de calcul et la mise en œuvre n'ont pas été étudiées de manière approfondie. Les systèmes sont généralement de nature non linéaire. Les stratégies de commande traditionnelles développées impliquent des méthodes de commande qui les rapprochent des systèmes linéaires. Cependant, l'inconvénient associé est que les systèmes linéarisés ne représentent pas complètement les systèmes réels qui sont hautement non linéaires. La théorie de la commande linéaire vise l'analyse et la commande des systèmes non linéaires par linéarisation autour d'un point d'équilibre. Il en résulte que les contrôleurs ne sont applicables qu'autour du point d'équilibre. Comme les applications concernent aujourd'hui le domaine de la commande et sur de larges plages de fonctionnement, la commande des systèmes non linéaires a fait l'objet de beaucoup de recherches.

Comme dans la commande adaptative classique, on peut distinguer deux cas : direct et indirect. Dans le cas de la loi directe, la commande est approximée par un approximateur mis à jour selon une loi d'adaptation déduite de l'étude de la stabilité. Dans le cas indirect, on approxime d'abord la dynamique du système par deux approximateurs puis on met en œuvre la loi de commande. Les lois d'adaptation sont également déduites de l'étude de stabilité au sens de Lyapunov, Ayman [3].

1.2 État de l'art

Le début des années 1990 a connu une croissance rapide des applications réussies de la logique floue au contrôle automatique. Des exemples de telles applications sont les machines à laver, les caméscopes à stabilisation électronique, les caméras à mise au point automatique, les

climatiseurs, les transmissions d'automobiles et les trains de métro, L.X. Wang [2]. En effet, les contrôleurs flous (FLC) offrent une alternative aux commandes des systèmes non linéaires complexes qui ne sont pas facilement commandés par les méthodes de commande automatiques conventionnelles car ils fournissent un cadre pour incorporer des informations floues linguistiques d'experts humains sans nécessiter un modèle mathématique du système. D'autre part, la commande adaptative a une longue histoire d'activités intenses impliquant la stabilité, la robustesse et l'analyse de la performance, Shuzhi et al. [4]. Les progrès de la théorie de la stabilité et la progression de la théorie du contrôle dans les années 1960 ont amélioré la compréhension de la commande adaptative. Au milieu des années 1980, la recherche sur le contrôle adaptatif était principalement axée sur la robustesse en présence de dynamiques non modélisées et de perturbations bornées. Motivée par le succès précoce du contrôle adaptatif des systèmes linéaires, l'extension aux systèmes non linéaires a été étudiée de la fin des années 1980 au début des années 1990. Ainsi, le contrôle adaptatif offre de puissants outils mathématiques pour l'analyse de la stabilité et de la robustesse des systèmes de commande non linéaires. Ainsi, il est logique de penser que la combinaison de la commande floue et de la commande adaptative peut donner une meilleure méthodologie de commande. Le résultat est la commande adaptative floue (AFC) qui possède les avantages des deux méthodologies. Il a l'avantage de représenter des connaissances linguistiques et de calculer en parallèle des systèmes flous, ainsi que l'étude de la stabilité et la robustesse des contrôleurs adaptatifs conventionnels. La commande adaptative floue a été un domaine de recherche actif au cours de la dernière décennie. Des problèmes fondamentaux tels que la stabilité, la robustesse et l'analyse des performances ont été résolus. La stabilité du système global, surtout lorsque sa structure change, est garantie en utilisant la technique de stabilité de Lyapunov.

Dans Ying-Chung et al. [5], les auteurs ont proposé une commande d'apprentissage itératif adaptatif directe pour une classe de systèmes non linéaires discrets non affines avec gain de commande inconnu. Le réseau de neurones flou est d'abord utilisé comme approximateur pour compenser la commande équivalente à incertitude inconnue. Ensuite, afin de résoudre les incertitudes des erreurs d'approximation et des perturbations d'entrée aléatoires, une zone morte, telle que l'erreur auxiliaire, avec une couche à borne variable dans le temps est introduite. L'erreur auxiliaire est conçue pour la construction de lois adaptatives et la couche à borne variable est appliquée en tant que paramètre englobant. Sur la base de l'analyse de Lyapunov, il est montré que les signaux internes sont bornés et que la norme d'erreur de poursuite de sortie

se convergera asymptotiquement vers un ensemble résiduel qui est borné par la largeur de la couche de frontière.

Alors que dans Yan et al. [6], les auteurs ont examiné le problème de la commande par mode glissant pour les systèmes non linéaires discrets incertains. Ils commencent par présenter une loi approchante discrète à vitesse variable et un contrôleur par mode glissant discret (DSMC) conçu à l'aide de la loi approchante proposée, suivie d'une analyse de leur stabilité et de leurs performances dynamiques. Un contrôleur flou par mode glissant est ensuite proposé pour renforcer davantage la performance du contrôleur par mode glissant proposé. Enfin, le contrôleur par mode glissant discret (DSMC) présenté et le le contrôleur flou par mode glissant discret (DFSMC) pour ajuster les paramètres dans ce travail sont comparées à l'un des précédents contrôleurs (DSMC) classiques.

Dans Yan-Jun et al. [7], les auteurs ont étudié une conception de contrôleur flou adaptatif pour les systèmes non linéaires incertains. Les systèmes considérés sont discrets de structure triangulaire et incluant les perturbations externes. En utilisant la fonction de prédiction des états futurs, les systèmes sont transformés en un prédicteur. Les systèmes flous (FLS) sont utilisés pour approximer les fonctions inconnues. Un algorithme discret de réglage est développé pour estimer les paramètres flous optimaux. Par rapport aux précédents pour les systèmes discrets, les principales contributions de ce travail sont les suivantes : 1) la restriction rigoureuse pour l'erreur d'estimation est supprimée ; 2) la perturbation externe est bornée, mais il n'est pas nécessaire qu'elle soit connue. Un nouveau contrôleur et les lois d'adaptation sont construits à l'aide du développement en série de Taylor et de l'analyse de Lyapunov. Ainsi, les limitations des travaux précédents sont surmontées. Il est prouvé que tous les signaux du système en boucle fermée sont bornés et que la sortie du système peut être de suivre le signal de référence.

Ainsi, Qing-Yuan et al. [8], ont présenté une conception de commande par apprentissage itératif flou adaptatif (ILC) pour des systèmes non linéaires discrets non paramétrés avec des zones mortes en entrée et des gains de commande inconnus. Dans l'algorithme flou adaptatif proposé, un système flou (FLS) est utilisé pour approximer le signal de commande souhaité, et un mécanisme adaptatif supplémentaire est conçu pour compenser l'entrée inconnue de la zone morte. En traitant de la direction du gain inconnu de la commande du système discret non linéaire, une technique de gain de Nussbaum discrète est exploitée et appliquée le long de l'axe des itérations à l'algorithme adaptatif flou. En conséquence, il est prouvé que le schéma flou adaptatif proposé peut conduire les erreurs de poursuite au-delà des instants de temps initiaux

dans un ensemble de résidus ajustable, le nombre d'itérations allant à l'infini, et conserver tous les signaux du système sont bornés dans le processus adaptatif.

Dans Guo-Xing et al. [9], un schéma de commande neuro-flou adaptatif est étudié pour une classe de système non linéaires discrets mon entrée mono sorties (SISO) en présence de perturbations bornées. Les systèmes SISO se présentent sous la forme auto-régressive non linéaire à entrée exogène (Non linear Auto Regressive Moving Average with eXogenous inputs :NARMAX), qui a suscité beaucoup d'attention dans le domaine du contrôle des systèmes discrets. Afin d'analyser la stabilité, les systèmes sont d'abord transformés en une description d'espace causal, et un contrôleur idéal est obtenu. Le contrôleur souhaité est approximé en utilisant les réseaux neuro-flous. Par rapport aux résultats précédents pour la commande NARMAX, le nombre de paramètres d'adaptation est inférieur, ce qui réduit la charge de calcul.

Ainsi, Ching-Chih et al. [10], ont présenté une nouvelle commande adaptative prédictive proportionnelle-intégrale-dérivée utilisant des réseaux de neurones à ondelettes floues (FWNN) pour un type de système discret hautement non linéaire avec retards. Le contrôleur proposé, abrégé en FWNN-APPID, est composé d'un contrôleur PID prédictif adaptatif doté de capacités de poursuite exacte et de rejet des perturbations, ainsi que d'un identifiant FWNN avec réglage et estimation de paramètres en ligne. Plusieurs simulations visant à contrôler un processus à retards hautement non linéaire montrent un rejet constant des perturbations et son suivi du point de consigne pour la méthode de la commande FWNN-APPID proposée, montrant ainsi clairement son efficacité et son mérite. Les résultats expérimentaux sur une machine de soufflage par étirement montrent l'efficacité de la méthode proposée.

Zhongming et al. dans [11], ont présenté un schéma de commande adaptative floue directe robuste pour une classe de systèmes non linéaires discrets sous la forme à retour strict de sortie. Le système flou (FLS) est utilisé pour approximer la fonction inconnue du système, et une procédure de conception par backstepping est utilisée dans le contrôleur adaptatif et la conception des lois d'adaptation. Par rapport aux résultats existants, le contrôleur proposé allège la charge de calcul en ligne. La théorie de Lyapunov montre que tous les signaux du système en boucle fermée sont bornés de manière et que l'erreur de poursuite converge vers un petit voisinage du zéro en choisissant les paramètres de conception de manière appropriée.

Les travaux de Yan-Jun et al. [12], traitent la conception d'une commande optimale adaptative floue est abordée pour une classe de systèmes non linéaire discrets inconnus. Les systèmes contrôlés sont à retour strict et contiennent des fonctions inconnues et une zone morte non sy-

métrique. Pour cette classe de systèmes, l'objectif de la commande est de concevoir un contrôleur qui garantisse non seulement la stabilité des systèmes, mais également les performances de commande optimales. Cela entraîne immédiatement des difficultés dans la conception du contrôleur. À cette fin, les systèmes flous sont utilisés pour approximer les fonctions inconnues des systèmes. Sur la base des fonctions "objectifs" et des conceptions critiques, et en appliquant la technique de conception par backstepping, un algorithme d'apprentissage par renforcement est utilisé pour développer un signal de commande optimal. Le signal auxiliaire d'adaptation pour les paramètres inconnus de la zone morte est établi pour compenser l'effet de la zone morte non symétrique sur les performances de la commande et les lois d'adaptation sont obtenues sur la base de la règle de la descente du gradient. La stabilité des systèmes de commande peut être prouvée sur la base de la méthode de la fonction de Lyapunov à différence.

Le travail de Jun et al. [13], examine le problème de la stabilisation floue par retour de sortie adaptative échantillonnée pour les systèmes non linéaires à commutation incertaine. Un observateur d'état est conçu pour estimer les états non mesurés et les systèmes flous sont utilisés pour traiter les termes non linéaires inconnus. Le contrôleur échantillonné et les nouvelles lois adaptatives commutées sont construits sur la base de la méthode de conception récursive, et une contrainte de temps de maintien moyen est donnée pour garantir la stabilité du système en boucle fermée. Il convient de mentionner que les lois de commande proposées sont sous forme de temps continu. Cependant, étant donné que le signal de commande est envoyé via un ordinateur pour la plupart des systèmes de commande, le contrôle des données échantillonnées est devenu un axe moderne de recherche Jun et al., Wenhui et al. [13, 14]. Le problème de stabilisation des données échantillonnées pour les systèmes non linéaires commutés a été étudié par Jun et al. [13], et les problèmes de stabilisation globaux ont été étudiés à l'aide de la commande des systèmes échantillonnés dans Chunjiang et al., Haibo et al. [15, 16]. Un schéma de commande de poursuite a été présenté pour les systèmes non linéaires par Zhihui et al. [17]. Un contrôleur échantillonné a été construit en utilisant une approche de modèle flou de type Takagi-Sugeno pour les systèmes à commutation par Hangfeng et al. dans [18]. Des méthodes de commande adaptative des systèmes échantillonnés ont été développées par Mao et al., Shi et al. dans [19, 20]. Bien que plusieurs schémas de stabilisation de systèmes échantillonnés aient été proposés pour les systèmes non linéaires, peu d'études ont examiné la stabilisation adaptative des systèmes échantillonnés pour les systèmes non linéaires commutés. Xi et al. dans [21], ont étudié une méthode de commande par mode glissant intégral pour les

systèmes à temps discret. Le système continu sous-jacent est affecté par des incertitudes. La valeur précédente du signal de perturbation est prise comme étant une estimation de sa valeur actuelle. Le contrôleur par mode glissant est conçu pour garantir l'existence d'un mode glissant en présence d'incertitudes. La partie proportionnelle est conçue sur la base de l'analyse des conditions de stabilité en boucle fermée.

Shenghui et al. dans [22], ont étudié la détection de défauts d'actionneurs à base d'observateur et la reconstruction de défauts de capteurs pour une classe de systèmes non linéaires discrets avec des défauts d'actionneurs et de capteurs. Un modèle flou Takagi-Sugeno (T-S) est utilisé pour construire des systèmes basés sur des observateurs aux fins de la détection de pannes et de la reconstruction de pannes de capteurs. Deux méthodes de conception d'observateur sont proposées. Dans la première méthode, les gains de l'observateur sont calculés hors ligne. Dans la deuxième méthode, les gains de l'observateur sont calculés en ligne à chaque itération. Les modèles d'observateur sont formulés à l'aide d'inégalités matricielles linéaires. Des conditions suffisantes pour l'existence de systèmes de détection de pannes à base d'observateur et de reconstruction de pannes de capteurs sont données.

Dans Weinan et al. [23], une nouvelle solution de commande axée sur les problèmes de régulation de la production coopérative est proposée pour une classe de systèmes multi-agents discret. Différente des solutions existantes aux problèmes de régulation coopérative de la production, la dynamique de tous les suiveurs est présumée inconnue. Sur la base de la combinaison du principe de modèle interne et de la technique d'itération de valeur, un contrôleur sous-optimal distribué est appris au moyen de données d'état d'entrée en ligne collectées à partir de trajectoires de système. Notamment, l'algorithme d'apprentissage développé ne repose pas sur une connaissance a priori d'une politique de commande stabilisante. Une analyse théorique rigoureuse garantit la convergence de l'algorithme et la stabilité du système en boucle fermée.

Dans Won-Ki et al. [24], une approche de commande adaptative à modèle de référence pour la synchronisation de systèmes chaotiques discrets à l'aide du contrôle de poursuite de sortie a été étudié. Le modèle de référence est choisi à l'aide de la sortie du système maître et le modèle flou de Takagi-Sugeno (T-S) est utilisé pour représenter le système esclave chaotique discret. Ils ont conçu l'entrée de commande de sorte que le système esclave contrôlé réalise une synchronisation asymptotique avec le système de référence, étant donné que deux systèmes partent de conditions initiales différentes, de paramètres différents et/ou d'un type de modèle différent. En utilisant un algorithme de la descente du gradient, les gains idéaux du contrôleur

pouvant stabiliser l'équation d'erreur sont estimés.

1.3 Objectifs des travaux de thèse

L'objectif principal des travaux présentés dans cette thèse de Doctorat est de développer une structure de commande adaptative floue pour une classe de systèmes non linéaires discrets (SISO) incertains.

La recherche dans la théorie de la commande adaptative floue des systèmes non linéaires discrets a été motivée par les caractéristiques non linéaires inhérentes aux systèmes physiques que nous essayons souvent de commander.

Dans ce contexte, nous avons proposé et développé un contrôleur synergique adaptatif flou pour une classe de systèmes dynamiques non linéaires incertains. Ce contrôleur adaptatif, qui prend en compte la nature non linéaire, adapte ses paramètres aux changements de l'environnement. La propriété d'approximation universelle des systèmes flous est utilisée pour approximer les non linéarités. L'approche synergétique garantit la robustesse du système et l'utilisation d'une loi de commande discrète sans broutement a facilité la mise en œuvre du contrôleur. Dans les chapitres suivants, on se propose de développer des structures de commande capables de prendre en charge une certaine classe de systèmes non linéaires discrets en utilisant différentes approches à savoir : la commande adaptative floue optimale, la commande adaptative floue par Backstepping, et enfin la commande adaptative floue synergétique.

Chapitre 2

Commande adaptative floue optimale utilisant la programmation dynamique

2.1 Introduction

Au cours de la dernière décennie, le problème de la commande des systèmes non linéaires a attiré beaucoup d'attention. Certaines stratégies traditionnelles ont été conçues pour ce type de systèmes. Un schéma adaptatif basé sur le réseau gaussien a été fourni dans Zhang et al. [26] pour la régulation de systèmes non linéaires incertains. Par la suite, de nombreuses méthodes de commande adaptative ont été proposées dans Hua et al [27], Chen et al. [28], Chen [29], Tang et al. [30], Li [31] et Li [32] pour les systèmes non linéaires incertains. Plus précisément, un grand nombre d'approches de commande utilisant les systèmes flous et les réseaux de neurones pour des systèmes non linéaires incertains a attiré beaucoup d'attention (Chen et al., [33], [34]; Hu, [35], Hu et al., [36], Hu et Ma, [37]; Yang et al., [38], [39]; Li et al., [40–44], Li [31], [32], [45], Tong et Li, [30], Tong et al., [46–48]). Les travaux ci-dessus sont menés pour les systèmes non linéaires continus. Dans Yamamoto et al. [49], une commande par retour retardé a été développée pour les systèmes non linéaires discrets. Lu et al. [50] ont étudié la conception de la commande adaptative en recourant au backstepping pour une classe de systèmes non linéaires discrets avec des paramètres connus ou inconnus. Cependant, les méthodes actuelles ne tiennent pas compte du problème de coût du contrôleur. L'apprentissage par renforcement a eu un grand attrait intuitif et a attiré beaucoup d'attention dans le passé. Mais ce n'est que récemment qu'il a fait des progrès majeurs en mettant en œuvre la méthode d'apprentissage par différence temporelle.

L'approche du réseau de neurone (NN) adaptatif basé sur l'apprentissage par renforcement est apparue comme un outil prometteur pour développer des contrôleurs optimaux en raison de sa capacité à trouver des solutions approximatives par la programmation dynamique. En revanche, la programmation dynamique (DP) fournit des solutions vraiment optimales aux systèmes dynamiques stochastiques non linéaires. La programmation dynamique heuristique (HPD) a été proposée dans les années 70 et les idées ont été améliorées au début des années 90. La proposition originale pour HDP était essentiellement la même que la formulation de l'apprentissage par renforcement (RL). Plus précisément, cette formulation tombe exactement dans l'équation de Bellman. La méthode de programmation dynamique heuristique directe (DHDP) est un DP approximatif, inspiré du HDP dépendant de l'action (ADHDP), qui a été appliqué à des applications réalistes complexes à grande échelle. Encore une fois, l'idée de base dans la conception critique adaptative est d'adapter les poids du réseau critique pour faire en sorte que la fonction coût approximative satisfasse l'équation de Bellman modifiée. Dans Yang et Jagannathan [51], le contrôleur adaptatif de renforcement d'apprentissage a été proposé en utilisant les réseaux de neurones pour des systèmes inconnus (MIMO) non linéaires avec perturbations externes. Dans la conception, un réseau d'action est conçu pour produire un signal optimal et un réseau critique évalue la performance du réseau d'action. Dans Lin [52], Tang et Liu [53], deux schémas adaptatifs d'apprentissage par renforcement ont été étudiés pour un robot manipulateur avec des incertitudes. En concevant la programmation dynamique heuristique directe, un paramètre de commande non linéaire de poursuite avec erreur de poursuite filtrée a été conçu dans Yang et al. [54]. L'analyse de stabilité du système de poursuite est basée sur la synthèse de Lyapunov. Il est montré que l'erreur de poursuite en boucle fermée et les estimations du poids du réseau de neurone approximatif sont bornés. Les méthodes ci-dessus s'adaptent bien au problème de la commande optimale. Mais la stratégie de la commande optimale n'est pas obtenue pour les systèmes chaotiques discrets. Ainsi, ce chapitre tente d'adresser un problème de commande optimale pour une classe de systèmes non linéaires avec des paramètres inconnus. En se basant sur la programmation dynamique heuristique directe dans Yang et al. [54], on a conçu un contrôleur optimal pour une classe de systèmes non linéaires discrets SISO. La méthode de Lyapunov est utilisée pour analyser la stabilité du système en boucle fermée. Trois exemples de simulation sont fournis pour vérifier l'efficacité de l'approche proposée.

2.2 Description du système

Considérons le système non linéaire discret SISO sous la forme suivante :

$$\begin{cases} x_i(k+1) = f_i(x_i(k)) + g_i(x_i(k))x_{i+1}(k), & i = 1, 2, \dots, n-1 \\ x_n(k+1) = f_n(x_n(k)) + g_n(x_n(k))u(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (2.1)$$

où $x_i(k) = [x_1(k)x_2(k)\dots x_n(k)]^T \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état, $u(k) \in \mathbb{R}$ est l'entrée du système, $y(k) \in \mathbb{R}$ et la sortie du système, $f_i(x_i(k))$ et $g_i(x_i(k))$, $i = 1, 2, \dots, n$ sont des fonctions lisses inconnues supposées bornées.

Selon le modèle (2.1), l'erreur de poursuite $e_n(k)$ est définie comme :

$$e_n(k) = x_n(k) - y_d(k) \quad (2.2)$$

où $y_d(k) \in \mathbb{R}$ est la trajectoire désirée qui est une fonction bornée lisse connue avec la borne supérieure $\bar{y}_d(k)$. À partir de l'équation (2.1), il est facile d'obtenir :

$$\begin{aligned} e_n(k+1) &= x_n(k+1) - y_d(k+1) \\ &= f_n(x_n(k)) + g_n(x_n(k))u(k) - y_d(k+1) \end{aligned} \quad (2.3)$$

Étant donnée $y_d(k)$ et ses valeurs retardées, l'erreur de poursuite filtrée $\bar{e}_n(k) \in \mathbb{R}$ est décrite comme :

$$\bar{e}_n(k) = e_n(k) + c_1 e_{n-1}(k) + \dots + c_{n-1} e_1(k), \quad (2.4)$$

où $e_{n-1}(k), \dots, e_1(k)$ sont les erreurs retardées de $e(k)$ c'est à dire, $e_{n-i}(k) = e_n(k-i)$, et c_1, \dots, c_{n-1} sont des constantes positives tel que le polynôme caractéristique $z^n + c_1 z^{n-1} + \dots + c_{n-1}$ a des zéros dans le cercle unité.

L'équation (2.4) peut être réécrite sous la forme de matricielle suivante :

$$\bar{e}_n(k) = [C \quad I_{mm}]e(k) \quad (2.5)$$

où $e(k) = [e_1(k) \quad e_2(k) \dots e_n(k)]^T$, $C = [c_{n-1}I_{m \times m} \quad c_{n-2}I_{m \times m} \dots c_1 I_{m \times m}] \in \mathbb{R}^{m \times (n-1)m}$ et $I_{m \times m} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ est la matrice identité.

Réécrivant l'équation (2.4) en $k+1$, c'est à dire :

$$\bar{e}(k+1) = e(k+1) + c_1 e_{n-1}(k+1) + \dots + c_{n-1} e_1(k+1) \quad (2.6)$$

et substituant l'équation (2.3) dans l'équation (2.6), le système non linéaire discret peut être écrit en termes de l'erreur de poursuite filtrée comme :

$$\bar{e}(k+1) = f_n(x_n(k)) - y_d(k+n) + c_1 e_n(k) + \dots + c_{n-1} e_2(k) + g_n(x_n(k))u(k) \quad (2.7)$$

Dans ce qui suit, en utilisant le théorème des approximations universelles [1], une fonction "objectif" approximée par un système flou, sera minimisée de sorte qu'une commande optimale peut être obtenue.

2.3 Approximation floue

La configuration de base d'un système flou est constituée d'un fuzzificateur, d'une base de règles floues, d'un moteur d'inférence et d'un défuzzificateur. Le moteur d'inférence utilise des règles floues pour effectuer une relation entre un vecteur linguistique d'entrée $x = [x_1 \dots x_p]^T$ et une variable linguistique de sortie $y(x) \in \mathbb{R}$. La base de règles se compose d'une collection de règles floues de la forme IF-THEN. La $l^{\text{ème}}$ règle floue est décrite par :

$$R^{(l)} : \text{IF } x_1 \text{ is } \Phi_l^1 \text{ and } x_2 \text{ is } \Phi_l^2 \dots \text{ and } x_p \text{ is } \Phi_l^p \text{ THEN } y \text{ is } \Phi^l, l = 1, \dots, K \quad (2.8)$$

où $\Phi_l^i, i = 1, \dots, p$ et Φ^l sont des ensembles flous caractérisés par des fonctions d'appartenance $\mu_{\Phi_l^i}(x_i)$ et $\mu_{\Phi^l}(y)$, respectivement, K est le nombre de règles floues. La sortie du système flou avec defuzzificateur par centre de gravité, produit d'inférence et fuzzificateur par singleton, peut être exprimée sous la forme [55] :

$$y(x) = \frac{\sum_{l=1}^K \bar{w}^l \left(\prod_{i=1}^p \mu_{\Phi_l^i}(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^K \prod_{i=1}^p \mu_{\Phi_l^i}(x_i)} \quad (2.9)$$

où \bar{w}^l est le centre de gravité de la fonction d'appartenance de la sortie pour la $l^{\text{ème}}$ règle. Dans (2.9), si les fonctions d'appartenance $\mu_{\Phi_l^i}(x_i)$ sont fixées et \bar{w}^l considéré comme un paramètre ajustable, alors l'équation (2.9) peut être réécrite sous la forme compacte suivante :

$$y(x) = \theta^T \xi(x) \quad (2.10)$$

où $\theta = [\bar{\theta}^1 \dots \bar{\theta}^K]^T$ est un vecteur de paramètres ajustables et $\xi(x) = [\bar{\xi}^1 \dots \bar{\xi}^K]^T$ est un vecteur des fonctions floues de base où chaque élément $\xi^l(x)$ est défini par :

$$\xi^l(x) = \frac{\prod_{i=1}^p \mu_{\Phi_i^l}(x_i)}{\sum_{l=1}^K \prod_{i=1}^p \mu_{\Phi_i^l}(x_i)} \quad (2.11)$$

Il a été prouvé que les systèmes flous peuvent uniformément approximer n'importe quelle fonction discrète non linéaire avec une précision arbitraire donnée sur un ensemble compact [1].

On introduit le lemme suivant qui s'énonce comme suit :

Lemme :

Pour toute fonction donnée $f(x)$ sur un ensemble compact $U \in \mathbb{R}^p$ et un $\epsilon > 0$ arbitraire, il existe un système flou $y(x)$ sous la forme de (2.9) tel que :

$$\sup_{x \in U} |f(x) - y(x)| < \epsilon$$

Étant donné un ensemble compact Ω_x , d'après [1], la fonction lisse $f(x)$ peut être exprimée sous la forme :

$$f(x) = \theta^{*T} \xi(x) + \varepsilon(x) \quad (2.12)$$

où θ^* est un vecteur des paramètres optimaux, $\varepsilon(x)$ et l'erreur d'approximation qui satisfait $|\varepsilon(x)| \leq \bar{\varepsilon}$, avec $\bar{\varepsilon}$ et la borne supérieure de $\varepsilon(x)$.

La fonction coût $Q(k)$ qui sera définie par la suite, est minimisée de sorte qu'une commande optimale (ou presque optimale) peut être générée.

2.4 Programmation dynamique

La programmation dynamique est une méthode d'optimisation opérant par phases (ou séquences) dont l'efficacité repose sur le principe d'optimalité de Bellman : «Une solution optimale est composée de sous-solutions elles-mêmes optimales». Une politique (ou stratégie) est une règle de prise de décisions qui, pour chaque situation possible (état du système), nous dit quelle décision (ou action) prendre dans le but d'optimiser une fonction "objectif" globale.

Résoudre un problème d'optimalité par la programmation dynamique est, dans ce contexte précis, une mise en œuvre significative de la diversité des compétences attendues d'un ingénieur : modélisation du problème, proposition d'une équation de récurrence, proposition d'un algorithme efficace de résolution du problème (modélisation informatique des données, évaluation

de complexité); étude des différentes optimisations possibles de l'algorithme; programmation effective; possibilités d'implantation sur architectures spécifiques déduites de l'algorithme et des contraintes de programmation.

Exemple : Multiplications chaînées de matrices.

Disons que nous voulons multiplier trois matrices X, Y et Z . Nous pourrions le faire comme $(XY)Z$ ou comme $X(YZ)$.

La multiplication n'a pas d'incidence sur le résultat final, mais cela peut affecter le temps nécessaire pour le calculer. Par exemple, disons que X est 100×20 , Y est 20×100 et Z est 100×20 . Le résultat final sera donc une matrice 100×20 . Si on multiplie en utilisant l'algorithme habituel, alors multiplier une matrice $\ell \times m$ par une matrice $m \times n$ prend le temps $O(\ell mn)$. Donc, dans ce cas, quel est le meilleur, en faisant $(XY)Z$ ou $X(YZ)$?

Réponse : $X(YZ)$ est meilleur parce que le calcul de YZ prend $20 \times 100 \times 20$ pas, produisant une matrice 20×20 , puis multipliant cela par X prend $20 \times 100 \times 20$ pas de plus, pour un total de $2 \times 20 \times 100 \times 20$. Mais, dans l'autre sens, il faut $100 \times 20 \times 100$ étapes pour calculer XY , puis la multiplication avec Z prend $100 \times 20 \times 100$ étapes, ce qui prend 5 fois plus de temps. Plus généralement, que faire si on veut multiplier une série de n matrices ?

Le problème de parenthèse du produit matriciel est le suivant.

Supposons que nous avons besoin de multiplier une série de matrices : $A_1 \times A_2 \times A_3 \times \dots \times A_n$. Compte tenu des dimensions de ces matrices, quelle est la meilleure façon de les mettre entre parenthèses ?

Commençons par penser : comment pourrions-nous faire cela récursivement ?

Une façon est que pour chaque division possible pour la multiplication finale, résoudre de manière récursive la parenthèse optimale des côtés gauche et droit, et calculer le coût total (la somme des coûts renvoyés par les deux appels récursifs plus le coût ℓmn de la multiplication finale, où "m" dépend de l'emplacement de cette division). Ensuite, prenez la meilleure division. Pour la programmation dynamique, la question clé est maintenant : dans la procédure ci-dessus, au fur et à mesure de la récursivité, à quoi ressemblent les sous-problèmes et combien y en a-t-il ?

Réponse : chaque sous-problème ressemble à «quel est le meilleur moyen de multiplier un sous-intervalle des matrices $A_i \times \dots \times A_j$ » ?

La deuxième question est maintenant : combien de temps faut-il pour résoudre un sous-problème donné en supposant que vous avez déjà résolu tous les sous-problèmes plus petits (c'est à dire

combien de temps est passé à l'intérieur d'un appel récursif) ?

Réponse : comprendre comment multiplier au mieux $A_i \times \dots \times A_j$, nous considérons simplement tous les points intermédiaires possibles k et sélectionnons celui qui minimise le coût optimal pour multiplier $A_i \dots A_k \leftarrow$ déjà calculé

+ coût optimal pour multiplier $A_{k+1} \dots A_j \leftarrow$ déjà calculé

+ coût pour multiplier les résultats. \leftarrow obtenir ceci des dimensions.

Il y a au plus n valeurs différentes à considérer, donc globalement, nous passons juste $O(n)$ temps par sous-problème. Donc, si nous utilisons la programmation dynamique pour enregistrer nos résultats dans une table de recherche, nous ne passerons que $O(n^2)$ temps pour résoudre tout le problème. Si vous voulez faire cela en utilisant la programmation dynamique, vous devrez d'abord résoudre tous les sous-problèmes avec $j - i = 1$, puis résoudre tous les problèmes avec $j - i = 2$, et ainsi de suite.

Dans ce qui suit, nous allons utiliser la technique de la programmation dynamique pour minimiser une fonction "objectif" qui est estimée en utilisant la logique floue en se basant sur l'erreur de prédiction.

2.4.1 Fonction coût

Le signal binaire $q(k)$ est défini en fonction de l'erreur de poursuite filtrée $\bar{e}(k)$ comme suit [54] :

$$q(k) = [q_1(k)q_2(k) \dots q_m(k)]^T \in \mathbb{R}^m$$

avec

$$q_i(k) = \begin{cases} 0 & \text{si } \|\bar{e}_i(k)\| \leq c \\ 1 & \text{si } \|\bar{e}_i(k)\| > c \end{cases}, i = 1, 2, \dots, m.$$

où la constante c est un seuil prédéfini pour l'erreur de poursuite filtrée, et $\|\cdot\|$ est la norme euclidienne du vecteur.

La valeur de la commande sera calculée en ajustant les poids dans le réseau d'action afin de rendre l'équation du principe d'optimalité plus équilibrée. Le signal $q_i(k)$ est aussi simple qu'un «0» ou un «1» correspondant à une performance de poursuite «bonne» ou «mauvaise», respectivement.

Le but de la commande par la méthode de la programmation dynamique heuristique directe

(DHDP) est d'optimiser une fonction coût $Q(k)$ donnée par :

$$Q(k) = q(k+1) + \alpha q(k+2) + \alpha^2 q(k+3) \dots \quad (2.13)$$

où $\alpha > 0$ est un facteur de pondération constant.

Nous utilisons le système flou pour estimer la fonction coût :

$$Q(k) = \theta_c^{*T} \xi_c(x(k)) + \varepsilon_c(x(k)) = \hat{\theta}_c^{*T} \xi_c(x(k)) + \varepsilon_c(k) \quad (2.14)$$

où θ_c^* est la matrice de poids et $\hat{\theta}_c(k)$ est l'estimation de θ_c^* , et l'erreur d'estimation est définie comme $\tilde{\theta}_c(k) = \hat{\theta}_c(k) - \theta_c^*$. La fonction d'activation $\xi_c(x(k))$ est notée $\xi_c(k)$ et $\varepsilon_c^*(x(k))$ représente l'erreur d'approximation qui sera désignée par $\varepsilon_c^*(k)$.

L'erreur d'approximation $\varepsilon_c^*(k)$ est bornée par $\bar{\varepsilon}_c$, c'est à dire, $\|\varepsilon_c^*(k)\| \leq \bar{\varepsilon}_c$.

En écrivant l'équation de Bellman en fonction de l'erreur de prédiction :

$$e_c(k) = \alpha \hat{Q}(k) - [\hat{Q}(k-1) - q(k)] \quad (2.15)$$

où $\hat{Q}(k) = \hat{\theta}_c^{*T} \xi_c(k)$ est l'estimation de $Q(k)$.

le carré de cette erreur fournit la fonction "objectif".

Le critère d'optimisation à minimiser en fonction de l'erreur de prédiction est défini par :

$$E_c(k) = \frac{1}{2} e_c^T(k) e_c(k) = \frac{1}{2} e_c^2(k) \quad (2.16)$$

La règle de mise à jour des poids est donnée par :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_c(k+1) &= \hat{\theta}_c(k) + \Delta \hat{\theta}_c(k) \\ \Delta \hat{\theta}_c(k) &= \tau_c \left[- \frac{\partial E_c(k)}{\partial \hat{\theta}_c(k)} \right] = \tau_c \left[- \frac{\partial E_c(k)}{\partial e_c(k)} \frac{\partial e_c(k)}{\partial \hat{Q}(k)} \frac{\partial \hat{Q}(k)}{\partial \hat{\theta}_c(k)} \right] \end{aligned}$$

où $\tau_c > 0$ est le taux d'apprentissage.

En substituant l'équation (2.15) dans l'équation précédente, la règle de mise à jour des poids devient :

$$\hat{\theta}_c(k+1) = \hat{\theta}_c(k) - \tau_c \alpha \xi_c(k) \times \left(\alpha \hat{\theta}_c^T(k) \xi_c(k) + q(k) - \hat{\theta}_c^T(k-1) \xi_c(k-1) \right)^T \quad (2.17)$$

2.5 Conception du contrôleur

L'objectif de la commande est de forcer la sortie du système $y(k)$ à suivre un signal de référence borné donné $y_d(k)$, sous la contrainte que tous les signaux impliqués soient bornés. Plus spécifiquement, on doit déterminer une commande floue en boucle fermée $u(k)$ et une loi d'adaptation du vecteur des paramètres $\theta_c(k)$ telles que :

1. le système en boucle fermée soit globalement stable dans le sens que toutes les variables, $x(k)$, $\theta_c(k)$ et $u(k)$ soient uniformément bornées ,
2. l'erreur de poursuite $e_1(k) = x_1(k) - y_d(k)$, devrait être aussi petite que possible.

Si la fonction $f_n(x_n(k))$ est inconnue, alors la loi de commande $u(k)$ s'exprime par :

$$u(k) = \hat{g}_n^{-1}(x_n(k)) \left[y_d(k) - \hat{f}_n(x_n(k)) + K_v \bar{e}(k) - c_1 e_n(k) - \hat{Q}(k) \right] \quad (2.18)$$

où K_v est une matrice diagonale de gain, $\hat{Q}(k)$ est l'estimation de $Q(k)$ et $\hat{f}_n(x_n(k))$, $\hat{g}_n(x_n(k))$ sont les approximations des fonctions non linéaires $f_n(x_n(k))$ et $g_n(x_n(k))$ respectivement.

L'erreur en boucle fermée devient alors :

$$\bar{e}(k+1) = K_v \bar{e}(k) - \hat{Q}(k) \quad (2.19)$$

En supposant que l'erreur d'approximation est bornée, l'erreur de poursuite filtrée est stable, compte tenu que $0 < \lambda_{vmax} < 1$, où λ_{vmax} est la valeur propre maximale de la matrice de gain K_v .

Hypothèse :

On suppose que le vecteur des paramètres optimaux θ_c^* est borné, c'est à dire que $\|\theta_c^*\| \leq \bar{\theta}_c$, où $\bar{\theta}_c \in \mathbb{R}^+$ représente la borne supérieure de $\theta_c(k)$.

2.6 Analyse de stabilité

Afin d'analyser la stabilité du système en boucle fermée, le théorème suivant est considéré.

Théorème :[50]

Considérons le système discret donné par l'équation (2.1). Soit l'entrée de commande décrite par l'équation (2.18) et la loi d'adaptation représentée par l'équation (2.17). Sous l'hypothèse, que les paramètres de conception sont choisis de manière appropriée, le contrôleur synthétisé peut garantir que tous les signaux sont bornés et que l'erreur de poursuite $e(k)$ converge vers un ensemble compact défini par $\lim_{k \rightarrow \infty} \|x(k) - y_d(k)\| \leq \delta$ où δ est une constante positive.

Preuve :

Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V(k) = V_1(k) + V_2(k) + V_3(k)$$

où

$$\begin{aligned} V_1(k) &= \frac{1}{\tau_1} \bar{e}(k)^T \bar{e}(k), V_2(k) = \frac{\gamma_c}{\tau_c} \tilde{\theta}_c^T(k) \tilde{\theta}_c(k) \\ V_3(k) &= \frac{1}{\tau_2} \|w_c(k-1)\|^2. \end{aligned}$$

À partir de l'erreur de poursuite filtrée (equation (2.19)), la première différence de $V_1(k)$ est :

$$\begin{aligned} \Delta V_1(k) &= \frac{1}{\tau_1} (\bar{e}(k+1)^T \bar{e}(k+1) - \bar{e}(k)^T \bar{e}(k)) \\ &= \frac{1}{\tau_1} (K_v \bar{e}(k) - \hat{Q}(k))^2 - \frac{1}{\tau_1} \|\bar{e}(k)\|^2 \end{aligned} \quad (2.20)$$

Rappelant l'inégalité de Cauchy-Schwarz décrite par :

$$(a_1 + \dots + a_n)^2 \leq n(a_1^2 + \dots + a_n^2) \quad (2.21)$$

avec un entier $n \geq 1$, et $a_i, i = 1, 2, \dots, n$ des constantes réelles.

En utilisant l'inégalité de Cauchy-Schwarz (2.21) et l'équation $\hat{Q}(k) = \hat{\theta}_c^T(k) \xi_c(k)$, (2.20) peut être réécrite sous la forme :

$$\begin{aligned} \Delta V_1(k) &\leq \frac{2}{\tau_1} K_v^2 \|\bar{e}(k)\|^2 + \frac{2}{\tau_1} \hat{Q}^2(k) - \frac{1}{\tau_1} \|\bar{e}(k)\|^2 \\ &\leq \frac{4}{\tau_1} (\theta_c^{*T} \xi_c(k))^2 + \frac{4}{\tau_1} \|w_c(k)\|^2 + \left(\frac{2}{\tau_1} K_v^2 - \frac{1}{\tau_1} \right) \|\bar{e}(k)\|^2 \end{aligned}$$

En utilisant $\|\xi_c(k)\| \leq 1$ et $\|\theta_c^*\| \leq \bar{\theta}_c$, l'inégalité précédente devient :

$$\Delta V_1(k) \leq \left(\frac{2}{\tau_1} \lambda_{vmax}^2 - \frac{1}{\tau_1} \right) \|\bar{e}(k)\|^2 + \frac{4}{\tau_1} \bar{\theta}_c^2 + \frac{4}{\tau_1} \|w_c(k)\|^2 \quad (2.22)$$

où $w_c(k) = \hat{\theta}_c^T(k) \xi_c(k) - \theta_c^{*T} \xi_c(k) = \tilde{\theta}_c^T(k) \xi_c(k)$ est l'erreur d'approximation de la fonction coût. En soustrayant θ_c^* des deux côtés de l'équation (2.17), on obtient :

$$\tilde{\theta}_c(k+1) = \tilde{\theta}_c(k) - \tau_c \alpha \xi_c(k) \left(\alpha \hat{\theta}_c^T(k) \xi_c(k) + q(k) - \hat{\theta}_c^T(k-1) \xi_c(k-1) \right)^T \quad (2.23)$$

la première différence de $V_2(k)$ est :

$$\Delta V_2(k) = \frac{\gamma_c}{\tau_c} (\tilde{\theta}_c^T(k+1) \tilde{\theta}_c(k+1) - \tilde{\theta}_c^T(k) \tilde{\theta}_c(k)) \quad (2.24)$$

En substituant l'équation (2.23) dans l'équation ci-dessus, nous avons :

$$\begin{aligned} \Delta V_2(k) &= \gamma_c \left[\tilde{\theta}_c(k) - \tau_c \alpha \xi_c(k) \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1) \right)^T \right]^T \\ &\quad \times \left[\tilde{\theta}_c(k) - \tau_c \alpha \xi_c(k) \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1) \right)^T \right] / \tau_c - \gamma_c \tilde{\theta}_c^T(k) \tilde{\theta}_c(k) / \tau_c \\ &= -\gamma_c \left(1 - \tau_c \alpha^2 \|\xi_c(k)\|^2 \right) \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1) \right)^2 \\ &\quad - 2\gamma_c \alpha w_c(k) \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1) \right)^T + \gamma_c \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1) \right)^2 \end{aligned} \quad (2.25)$$

En se basant sur les équations $\hat{Q}(k) = \hat{\theta}_c^T \xi_c(k)$ et $w_c(k) = \hat{\theta}_c^T(k) \xi_c(k) - \theta_c^{*T}(k) \xi_c(k)$, (2.25) peut être exprimée sous la forme :

$$\begin{aligned} \Delta V_2(k) = & -\gamma_c \left(1 - \tau_c \alpha^2 \|\xi_c(k)\|^2\right) \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1)\right)^2 - \gamma_c \alpha^2 w_c^2(k) \\ & + \gamma_c \left(\alpha \theta_c^{*T}(k) \xi_c(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1)\right)^2 \end{aligned} \quad (2.26)$$

Puisque $\|\xi_c(k)\| \leq 1$, (2.26) peut être réécrite sous la forme :

$$\begin{aligned} \Delta V_2(k) \leq & -\gamma_c (1 - \tau_c \alpha^2) \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1)\right)^2 \\ & + \gamma_c \left(\alpha \theta_c^{*T}(k) \xi_c(k) + q(k) - w_c(k-1) - \theta_c^{*T} \xi_c(k-1)\right)^2 - \gamma_c \alpha^2 w_c^2(k) \end{aligned} \quad (2.27)$$

Ensuite, en utilisant l'inégalité de Cauchy-Schwarz et l'inégalité $\|\theta_c^*\| \leq \bar{\theta}_c$, l'équation (2.27) peut être exprimée sous la forme :

$$\begin{aligned} \Delta V_2(k) \leq & -\gamma_c (1 - \tau_c \alpha^2) \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1)\right)^2 \\ & - \gamma_c \alpha^2 \|w_c(k)\|^2 + 2\gamma_c \|w_c(k-1)\|^2 \\ & + 2\gamma_c \left(\bar{\theta}_c (1 + \alpha) + 1\right)^2 \end{aligned} \quad (2.28)$$

la première différence de $V_3(k)$ est :

$$\Delta V_3(k) = \frac{1}{\tau_2} \left(\|w_c(k)\|^2 - \|w_c(k-1)\|^2 \right) \quad (2.29)$$

Sur la base de l'analyse précédente, soit la première différence de la fonction de Lyapunov :

$$\Delta V(k) = \Delta V_1(k) + \Delta V_2(k) + \Delta V_3(k)$$

En substituant les équations (2.22), (2.28) et (2.29) dans l'équation ci-dessus, et si on considère d'après [54] que :

$$\tau_c \alpha^2 < 1, \quad (2.30)$$

$$0 < \lambda_{vmax} < \sqrt{2}/2, \quad (2.31)$$

$$\gamma_c > 0 \quad (2.32)$$

et

$$\tau_1 > 4/(\gamma_c \alpha^2 - 2\gamma_c), \quad \tau_2 = 1/2\gamma_c$$

nous obtenons la première différence de $V(k)$:

$$\begin{aligned} \Delta V(k) \leq & -\gamma_c (1 - \tau_c \alpha^2) \left(\alpha \hat{Q}(k) + q(k) - \hat{Q}(k-1)\right)^2 - \left(\frac{1}{\tau_1} - \frac{2}{\tau_1} \lambda_{vmax}^2\right) \|\bar{e}(k)\|^2 \\ & - \left(\gamma_c \alpha^2 - \frac{1}{\tau_2} - \frac{4}{\tau_1}\right) \|w_c(k)\|^2 + D \end{aligned}$$

où $D = 2\gamma_c(\bar{\theta}_c(1 + \alpha) + 1)^2 + \frac{4}{\tau_1}\|\theta_c^*(k)\|^2$.

Étant donné que les conditions (2.30)-(2.32) sont satisfaites et en plus :

$$\|\bar{e}(k)\| > \sqrt{\tau_1 D / (1 - 2\lambda_{vmax}^2)}, \quad (2.33)$$

$$\|w_c(k)\| > \sqrt{D / \left(\gamma_c \alpha^2 - \frac{1}{\tau_2} - \frac{4}{\tau_1} \right)} \quad (2.34)$$

Alors la première différence $\Delta V(k) \leq 0$.

Selon le théorème de stabilité de Lyapunov, l'erreur de poursuite filtrée $\bar{e}(k)$ et les estimées des poids $\tilde{\theta}_c(k)$ sont bornées.

2.7 Simulation

L'objectif de la commande est de concevoir un contrôleur adaptatif flou pour le système (équation (2.1)) de façon que tous les signaux en boucle fermée soient bornés. L'algorithme de commande pour la poursuite de trajectoires développé sera validé à travers trois systèmes non linéaires discrets SISO, à savoir, le modèle chaotique de Henon (exemple 1), un système non linéaire discret classique (exemple 2) et un navire de course (exemple 3).

La période d'échantillonnage pour les trois exemples, étant choisie égale à $T_s = 0.02s$.

2.7.1 Exemple 1

Afin d'illustrer la faisabilité des résultats théoriques développés, le modèle chaotique de Henon est considéré [50]. Un contrôleur flou sera conçu sur la base de la technique de la programmation dynamique heuristique directe (DHDP).

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k) \\ x_2(k+1) = -x_2^2(k) + 0.3x_1 + 1.4 + u(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (2.35)$$

où $x(k)$ est le vecteur d'état du système, $y(k)$ est sa sortie et $y_d(k) = \sin(k\pi/20)$ est la trajectoire désirée (d'autres choix sont possibles).

La structure du système de commande non linéaire de poursuite avec erreur de poursuite filtrée a été implémenté pour la conception DHDP et analysé en utilisant l'approche de stabilité de Lyapunov et un système flou est appliqué pour approximer la fonction coût $Q(k)$.

Les paramètres de simulation sont définis comme suit :

$\lambda_1 = 0.25, \tau_c = 0.01, \alpha = 0.5, c = 0.1$ et $k_v = 0.5$.

Les états initiaux du système sont choisis comme $x_1(0) = 0.1, x_2(0) = 0.1$.

Les fonctions d'appartenance sont choisies comme :

$$\mu_1(x_i(k)) = \frac{1-e^{-x_i(k)}}{1+e^{-x_i(k)}}, \mu_2(x_i(k)) = \frac{1}{1+e^{-x_i(k)}}, \mu_3(x_i(k)) = \frac{1}{1+e^{-0.5x_i(k)}}, i = 1, 2.$$

Les résultats de simulation sous l'environnement MATLAB, sont obtenus et représentés sur les figures 2.1-2.3.

La performance de poursuite est montrée sur la figure 2.1 où on peut voir une convergence rapide de la sortie du système $x_1(k)$ vers le signal de référence $x_d(k)$.

La figure 2.2 montre l'entrée de commande du système qui est bornée, et de forme lisse.

Enfin, l'erreur de poursuite $e(k)$ qui est représentée sur la figure 2.3 converge rapidement vers zéro.

À partir des résultats de simulation obtenus, nous pouvons noter la bonne performance de poursuite réalisée grâce au signal de commande $u(k)$ qui est borné et de forme lisse.

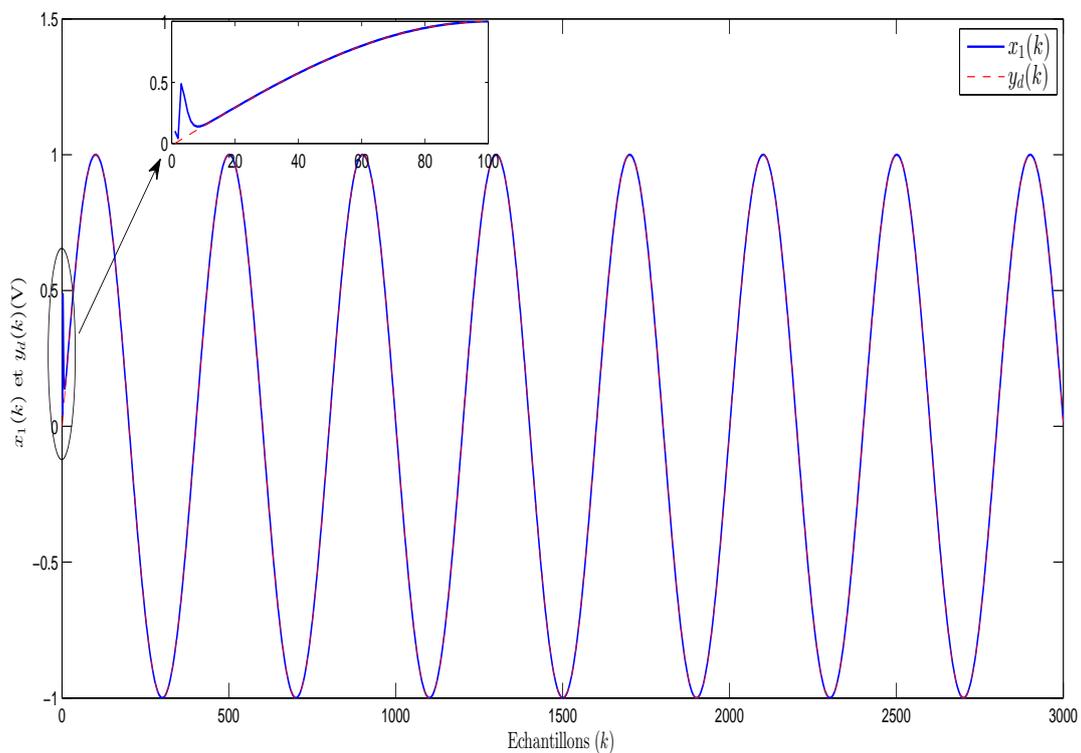


FIGURE 2.1 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $x_d(k)$.

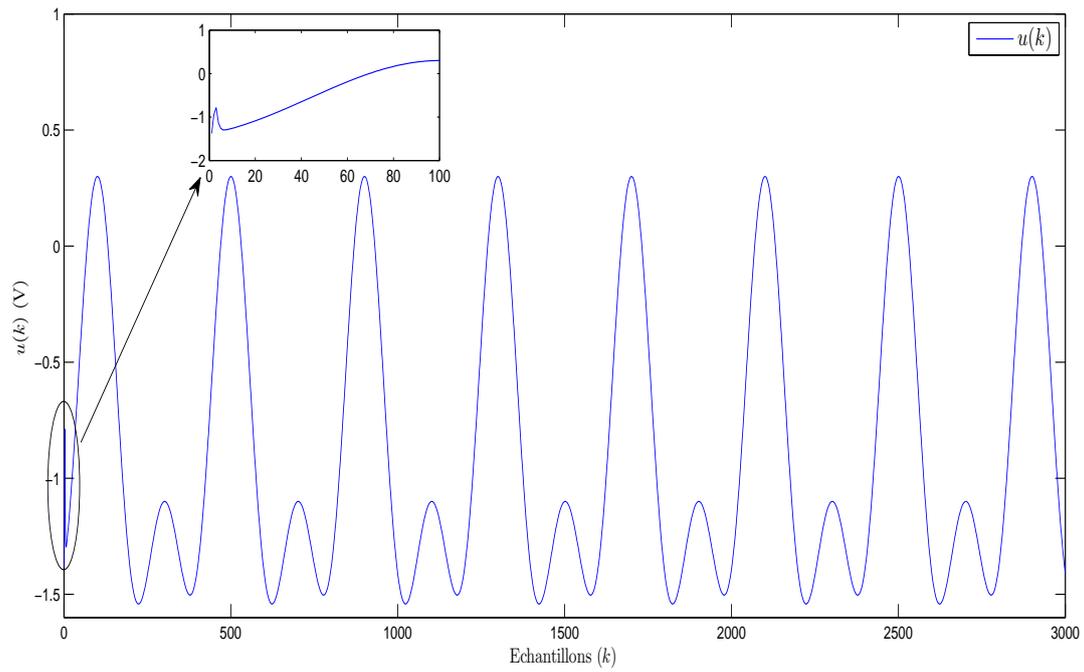


FIGURE 2.2 – Signal de commande $u(k)$.

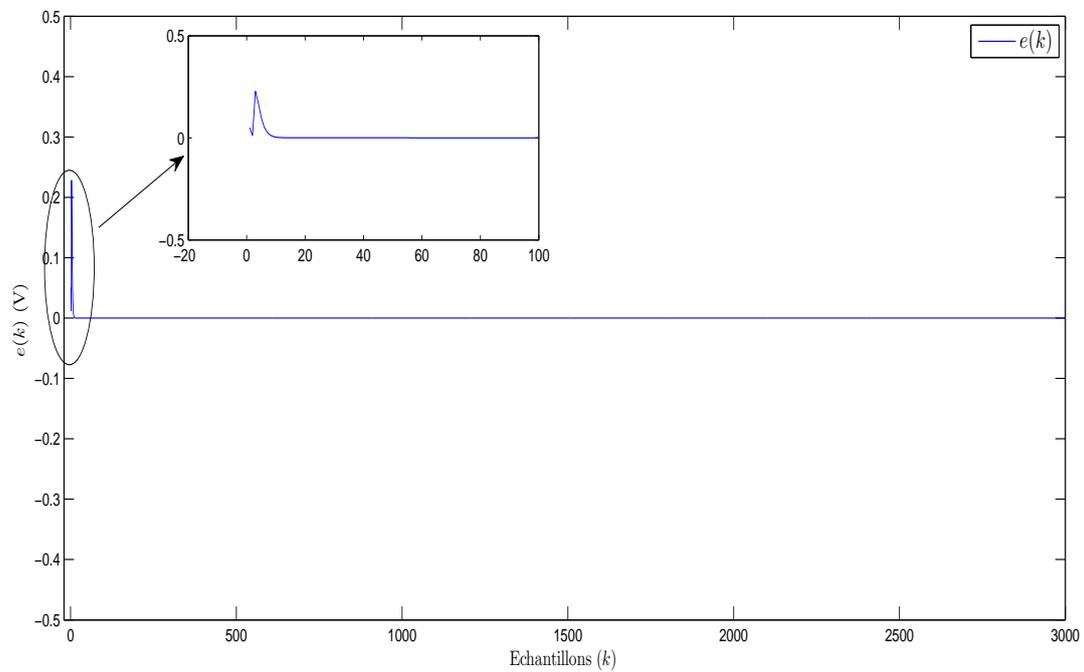


FIGURE 2.3 – Signal d'erreur $e(k)$.

2.7.2 Exemple 2

Considérons le système non linéaire incertain discret dérivé de l'équation (2.1) comme suit [56] :

$$\begin{cases} x_1(k+1) = \frac{x_1^2(k)}{1+x_1^2(k)} + 0.3x_2(k) \\ x_2(k+1) = \frac{x_1(k)}{1+x_1^2(k)+x_2^2(k)} + u(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (2.36)$$

Les conditions initiales sont $[x_1(0), x_2(0)] = [0.1, 0.1]$, la trajectoire désirée est $y_d(k) = \sin(k\pi/20)$.

Les fonctions d'appartenance pour les états du système $x_i, i = 1, 2$ sont choisies comme :

$$\begin{aligned} \mu_{A_{hi}}^1 &= \exp[-(x+1)^2], \mu_{A_{hi}}^2 = \exp[-(x+0.8)^2], \mu_{A_{hi}}^3 = \exp[-(x+0.6)^2], \\ \mu_{A_{hi}}^4 &= \exp[-(x+0.4)^2], \mu_{A_{hi}}^5 = \exp[-(x+0.2)^2], \mu_{A_{hi}}^6 = \exp[-x^2], \\ \mu_{A_{hi}}^7 &= \exp[-(x-0.2)^2], \mu_{A_{hi}}^8 = \exp[-(x-0.4)^2], \mu_{A_{hi}}^9 = \exp[-(x-0.6)^2], \\ \mu_{A_{hi}}^{10} &= \exp[-(x-0.8)^2], \mu_{A_{hi}}^{11} = \exp[-(x-1)^2], \end{aligned}$$

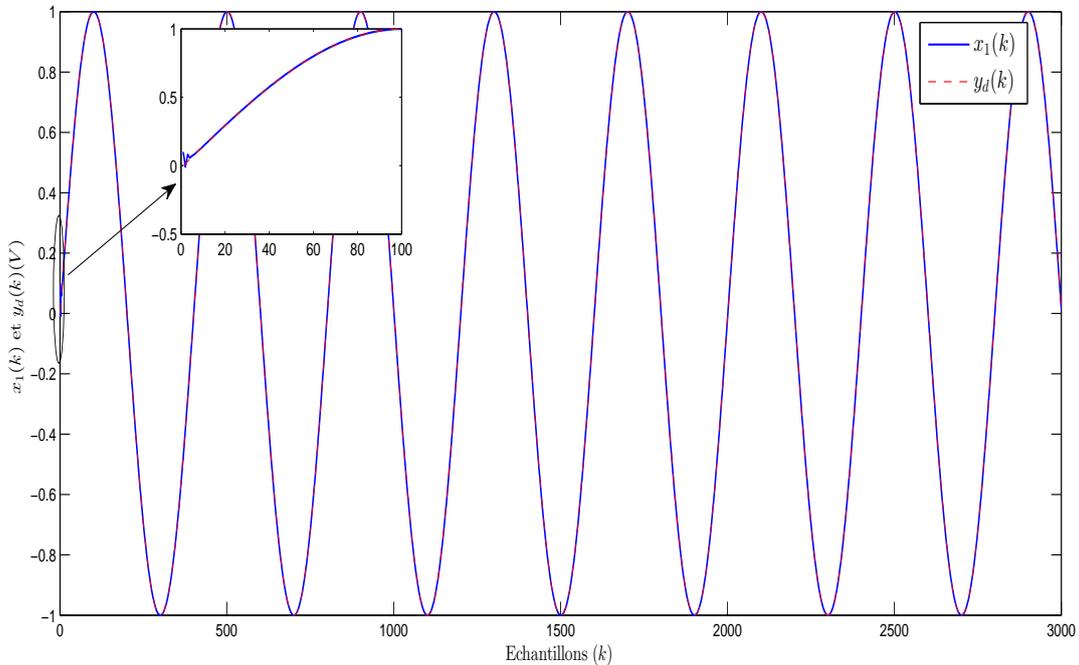


FIGURE 2.4 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$.

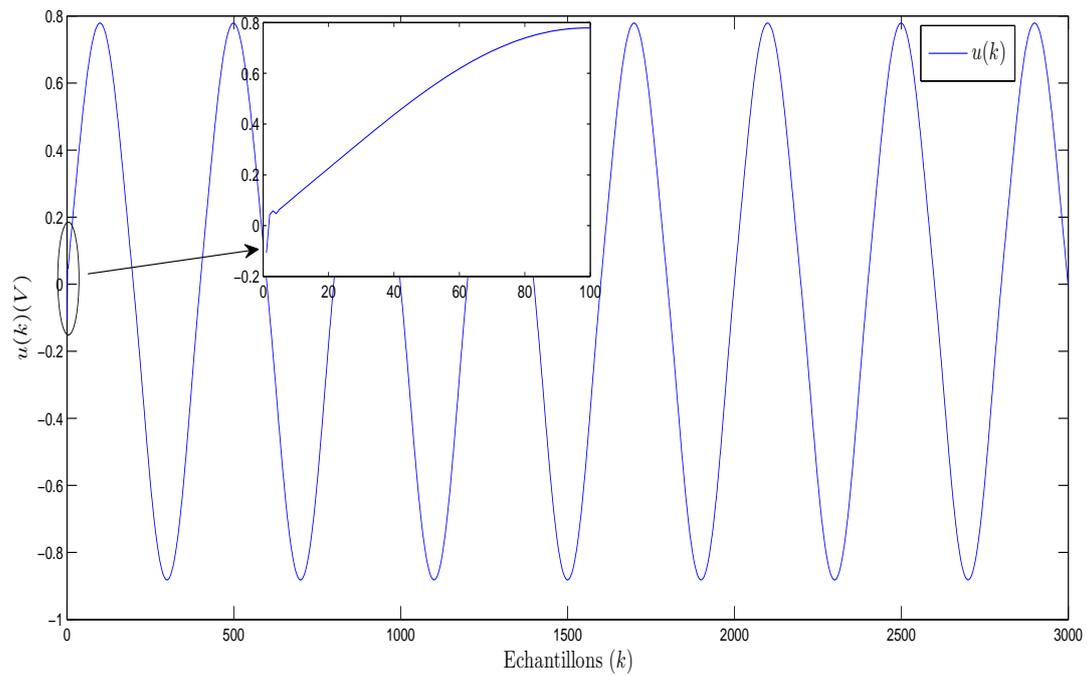


FIGURE 2.5 – Signal de commande $u(k)$.

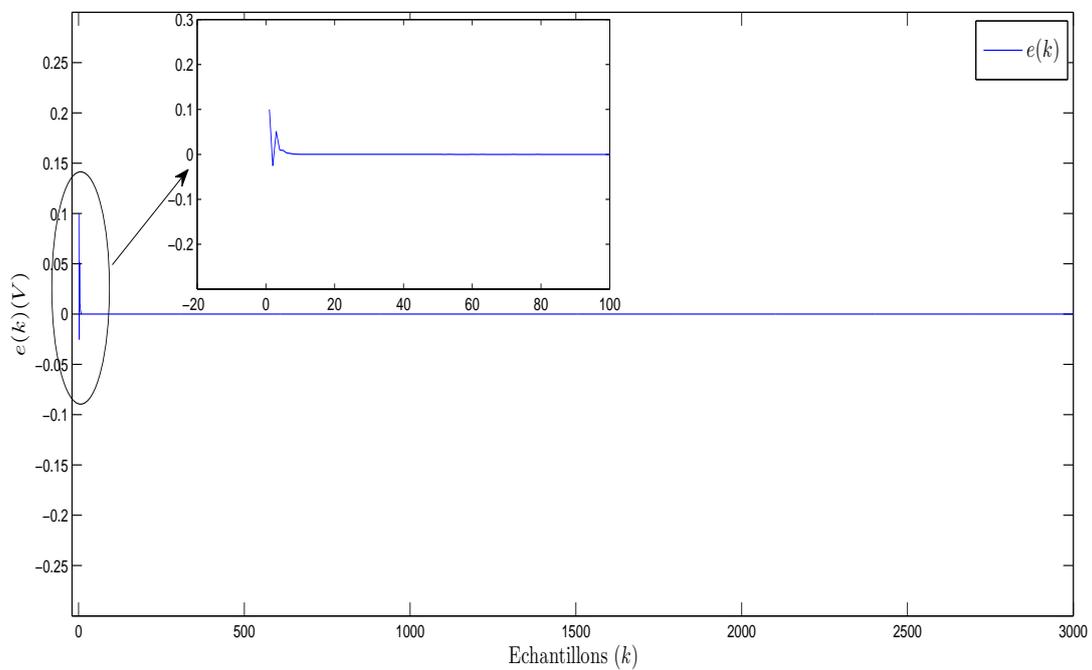


FIGURE 2.6 – Signal de l'erreur $e(k)$.

les résultats de simulation sont présentés sur les figures 2.4-2.6. La figure 2.4 montre l'évo-

lution des deux signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$, tandis que sur la figure 2.5 est représenté le signal de commande $u(k)$ et finalement l'erreur de poursuite est représentée sur la figure 2.6. On constate que le signal de sortie $y(k)$ suit bien le signal de référence $y_d(k)$ avec une erreur de poursuite $e(k)$ qui tend vers zéro rapidement. Ceci montre l'efficacité du contrôleur proposé pour la commande des systèmes non linéaire discrets SISO.

2.7.3 Exemple 3

Il s'agit de commander un navire de course dont le modèle non linéaire discret mis sous la forme canonique (2.1) est donné par [25] :

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k) \\ x_2(k+1) = -[a_1x_2(k) + a_2x_2^3(k)]/T + (K/T)u(k) + d(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (2.37)$$

où

$$d(k) = \begin{cases} 0, & \text{si } k \leq 600 \\ \tanh(0.5k), & \text{si } k > 600 \end{cases} \quad (2.38)$$

représente la perturbation externe, le signal de référence est considéré comme :

$y_d(k) = \sin(k\pi/10)$, les conditions initiales sont $[x_1(0), x_2(0)] = [0.1, 0.1]$ et les fonctions d'appartenance sont choisies comme suit : $\mu(x_i) = e^{(-0.5(x_i+6-2(j+1))^2)}$, $j = 1, \dots, 5$. Les résultats de simulation sont représentés sur les figures 2.7-2.9. La performance de poursuite est représentée sur la figure 2.7, la figure 2.8 décrit le signal de commande $u(k)$ appliqué au système, tandis que l'erreur de poursuite $e(k)$ est représentée sur la figure 2.9. La figure 2.7 montre qu'après un régime transitoire, le signal de sortie du système $x_1(k)$ suit parfaitement le signal de référence $y_d(k)$. Le signal de commande $u(k)$ est lisse et borné, et le signal d'erreur $e(k)$, converge vers zéro.

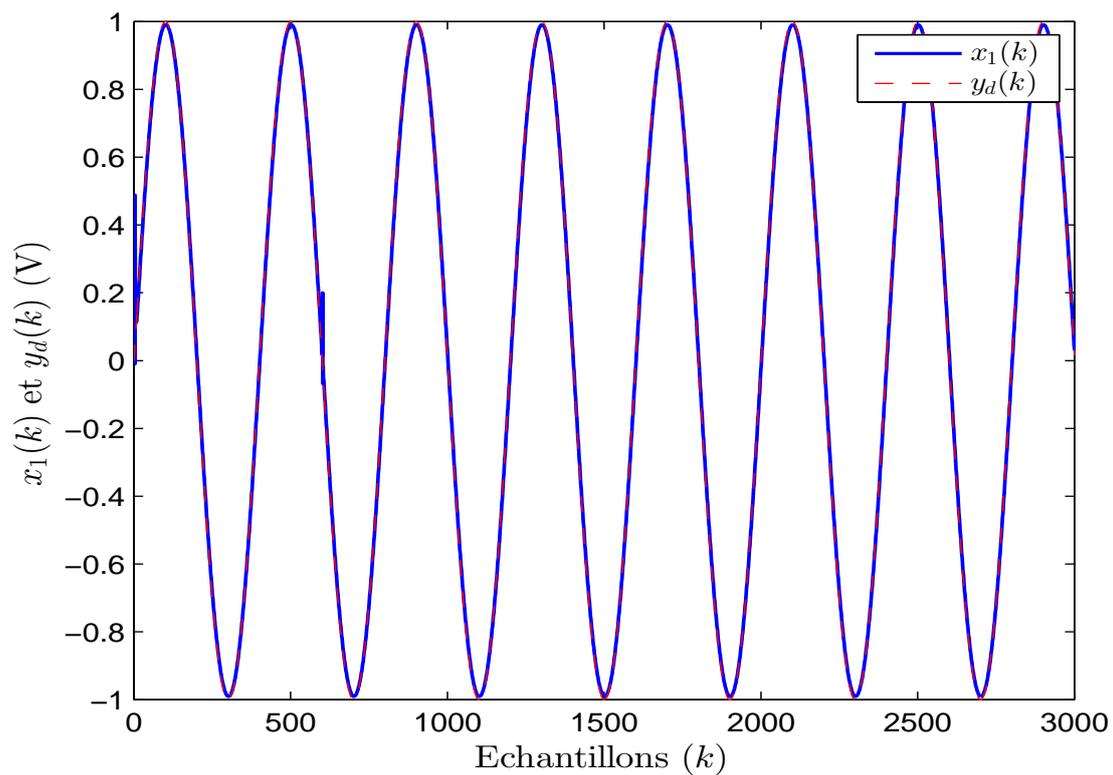


FIGURE 2.7 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$.

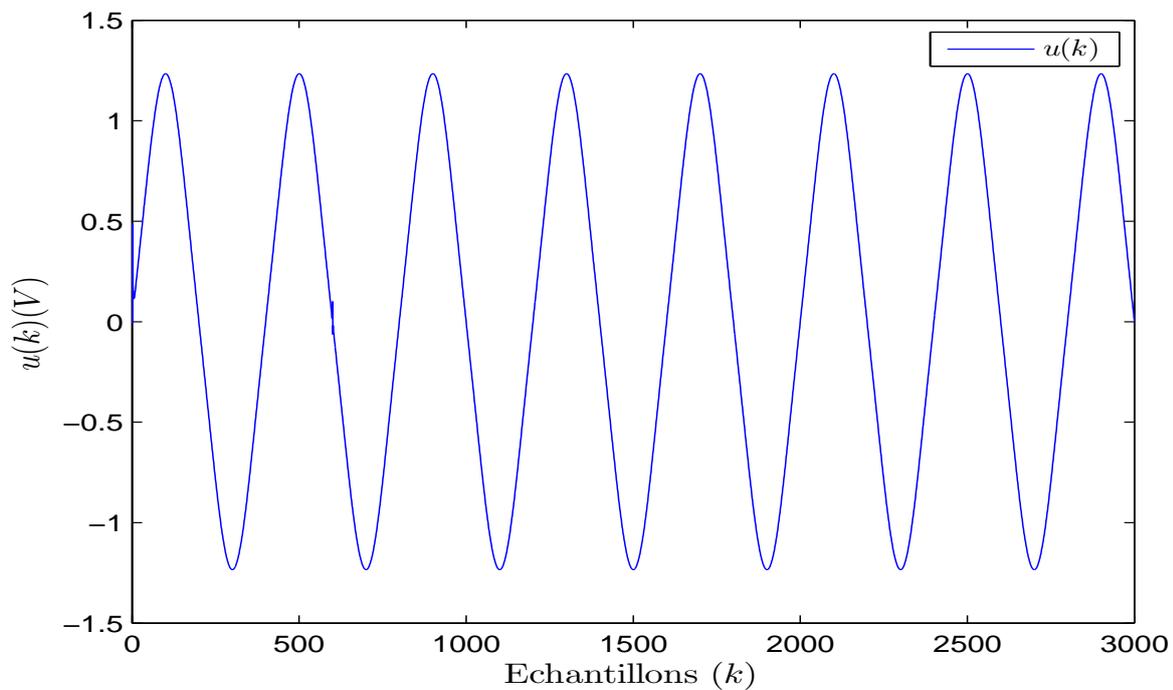
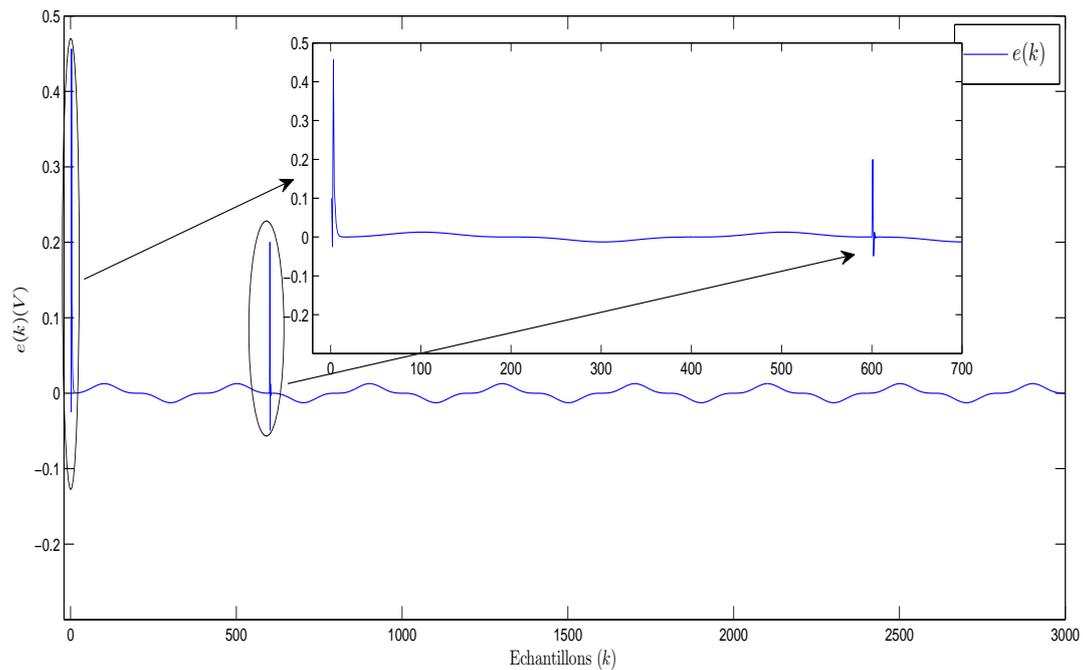


FIGURE 2.8 – Signal de commande $u(k)$.

FIGURE 2.9 – Signal d'erreur $e(k)$.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, on a utilisé le concept de la programmation dynamique heuristique directe (DHDP) dans la commande optimale avec erreur de poursuite filtrée. Une commande adaptative a été proposée pour résoudre le problème de poursuite de systèmes non linéaires. La fonction coût qui est approximée par un système flou est minimisée de sorte qu'une entrée de commande optimale puisse être obtenue. L'algorithme développé a été appliqué sur trois systèmes non linéaires discrets SISO parmi lesquels on trouve le système de Henon et le navire de course. Les résultats de simulation obtenus pour les trois systèmes étudiés montrent que l'algorithme permet de garantir la stabilité au sens de Lyapunov et de minimiser l'erreur de poursuite avec des signaux de commande bornés et lisses.

Chapitre 3

Commande adaptative floue par Backstepping

3.1 Introduction

Au cours des dernières décennies, le système flou (FLS) est devenu un sujet de recherche actif et a attiré l'attention dans le domaine du commande en raison de son excellente capacité d'approximation universelle, L.X. Wang [1]. En général, le système flou est utilisé comme approximateur de fonctions pour traiter de nombreuses incertitudes apparaissant dans les systèmes étudiés, L.X. Wang [57]. Au cours des dernières années, la commande adaptative floue a été largement étudiée pour les systèmes non linéaires continus et discrets. Pour les systèmes continus, beaucoup de développements significatifs ont été réalisés, Shaocheng et al., Weisheng et al., Chen et al. [58–61, 86]. Par exemple, Shaocheng et al. [60], ont proposé un schéma de commande robuste adaptative floue sur la base d'une conception par backstepping pour une classe de systèmes non linéaires avec des incertitudes non linéaires, des dynamiques non modélisées et des perturbations dynamiques. Alors que Weisheng et al. [61], ont proposé une approche de commande par retour de sortie floue adaptative pour une classe de systèmes non linéaires canoniques à retour stricte sans mesure des états. Il est bien connu que les systèmes discrets peuvent être plus efficaces que les systèmes continus pour décrire les problèmes pratiques dans les systèmes de commande. Comme de nombreux systèmes industriels de commande incluant des signaux continus, des signaux de données échantillonnées et des signaux numériques, les

systèmes de commande de données échantillonnés et de commande numérique sont des systèmes de commande à temps discret plus adaptés à la mise en œuvre en temps réel des contrôleurs, Katsuhiko [62]. Par conséquent, la recherche sur la conception de contrôleurs pour les systèmes de commande à temps discret est très importante. Néanmoins, en comparaison avec les systèmes non linéaires continus indiqués dans les travaux susmentionnés, la commande adaptative est moins développée pour les systèmes non linéaires discrets. La raison en est que la propriété de linéarité de la dérivée d'une fonction de Lyapunov dans le cas continu n'est pas présente dans la différence d'une fonction de Lyapunov dans le temps discret, Yongkyu et al. [63]. En conséquence, de nombreux schémas de commande élégants pour les systèmes continus peuvent ne pas convenir aux systèmes discrets. Ainsi, la recherche de conception de contrôleurs avec l'analyse de stabilité pour les systèmes non linéaires discrets est beaucoup plus nécessaire et difficile. Jusqu'à présent, beaucoup de chercheurs ont consacré leur temps et leurs efforts dans cette direction, et des progrès significatifs ont été réalisés dans la commande adaptative pour les systèmes non linéaires discrets, Fu-Chuang et al., Jagannathan et al., Kokotovic et al., Ge et al. [64–66, 56, 68, 69]. Par exemple, un problème de commande par réseau de neurones adaptatifs pour une classe de système discrets inconnus linéarisables par retour de sortie, a été étudié dans Fu-Chuang et al. [64]. Dans la méthode proposée, un réseau de neurones a été utilisé pour modéliser le système inconnu et générer le commande de retour de sortie, et les poids du réseau de neurones ont été adaptés en fonction de l'erreur entre la sortie du système et la sortie du modèle. Alors que dans Jagannathan et al. [65], une famille de contrôleurs par réseaux de neurones discrets (NN) à deux couches a été présentée en utilisant une approche d'erreur filtrée pour la commande d'une classe de systèmes dynamiques MIMO. Pour résoudre le problème de non causalité, l'approche qui peut «anticiper» et choisir la loi de commande pour forcer les états à acquérir leurs valeurs souhaitées a été proposée dans Kokotovic et al. [66], pour les systèmes discrets à retour stricte. Mais il est difficile d'étendre cette approche à des systèmes plus généraux. Dans Ge et al. [56], des contrôleurs par réseaux de neurones adaptatifs (NN) ont été présentés pour une classe de systèmes non linéaires discrets. Le problème de la singularité de commande et le problème de non causalité ont tous deux été résolus dans la procédure de conception du contrôleur par backstepping en temps discret. Par la suite, de nombreux schémas élégants de commandes adaptatives ont été étudiés par Ge et al., Zhang et al., Alanis et al., Yang et al., Zhu et al., Vance et al., Chen [68–78], pour des systèmes non linéaires discrets basés sur la propriété d'approximation par réseaux de neurones. Cependant, ces schémas mentionnés ci-dessus

ont souffert du problème de calcul en ligne d'un grand nombre de paramètres d'apprentissage. Autrement dit, lorsqu'un approximateur FLS (ou NN) est construit pour approximer certaines fonctions lisses inconnues, le nombre de paramètres à accorder augmentera rapidement avec la dimension du vecteur d'argument des fonctions à approximer. Il impose que pour obtenir un meilleur résultat d'approximation pour le système conçu, un nombre assez réduit de paramètres doivent être réglés en ligne basés sur les schémas de commande adaptative floue FLS ou (NN). Par conséquent, le temps d'apprentissage a tendance à devenir trop long, et le processus qui prend du temps est inévitable pendant la mise en œuvre de ces algorithmes de commande. Ce problème a été résolu en premier dans Yang et al. [39, 79], où «Les algorithmes de paramètres d'apprentissage minimaux (MLP)» contenant beaucoup moins de paramètres d'apprentissage en ligne ont été construits par fusion de la technique traditionnelle du backstepping et des systèmes flous de type T-S, Yang et al. [38] ou fusion avec réseaux de neurones RBF, Yang et al. [39]. Plus tard, combinant la technique du backstepping et les algorithmes MLP, certains schémas de commande adaptative floue pour les systèmes non-linéaires MIMO ont été proposés dans Tong et al., Li et al., Yan-Jun et al. [80–82]. En incorporant les techniques de «commande de surface dynamique (DSC)» et «MLP», certains schémas robustes de commande de poursuite adaptative ont été développés pour une classe de systèmes non linéaires incertains Li et al. [83–85], dans lesquels le problème de différenciations répétées dans le processus de conception du contrôleur a été contourné. Plus récemment, un nouvel algorithme de commande par réseaux de neurones adaptatifs directs avec moins de paramètres adaptatifs a été développé pour une classe de systèmes non linéaires discrets dans Liu et al. [97]. En outre, plusieurs résultats visant à réduire le nombre de paramètres ajustables et à alléger la charge de calcul en ligne ont été étudiés dans Liu et al. [98–102]. Néanmoins, le problème de «l'explosion de la complexité» existe toujours dans les méthodes mentionnées ci-dessus en raison de l'utilisation de la technique de backstepping. La raison principale est l'utilisation d'approximateurs multiples. C'est à dire qu'à chaque étape des approches de commande adaptative basées sur la procédure de backstepping, les approximateurs doivent être utilisés pour construire les lois de commande virtuelles ou la loi de commande réelle. L'utilisation d'approximateurs multiples rend la procédure de conception du contrôleur beaucoup plus complexe et la charge de calcul du contrôleur grandit. Plus récemment, pour résoudre le problème en utilisant des approximateurs multiples, une première idée de l'approximation par réseau de neurone unique (SNN) a été proposée par Sun et al. dans [103] pour la commande adaptative d'une classe de systèmes non linéaires continus à retour stricte.

L'idée principale de l'approximation par réseau de neurone unique (SNN) est d'utiliser un seul approximateur pour approximer la fonction inconnue localisée dans le système à la dernière étape de la procédure de conception du contrôleur. Peu après, cette idée a été étendue à la conception de contrôleurs adaptatifs pour la commande adaptative d'une classe de systèmes non linéaires par Sun et al. dans [104]. Mais ces schémas se sont concentrés sur les systèmes continus et n'ont pas été appliqués à la conception de contrôleur pour les systèmes discrets. Dans ce chapitre, motivé par les observations ci-dessus, un schéma de commande adaptative basé sur l'approximation par un système flou incorporant la technique des «paramètres d'apprentissage minimaux (MLP)» est proposé pour une classe de systèmes non linéaires discrets. En comparaison avec les méthodes existantes, toutes les fonctions inconnues des lois de commande virtuelles n'ont pas besoin d'être approximées en ligne à des étapes intermédiaires, et un seul système flou est utilisé pour approximer la fonction inconnue localisée dans le système à la dernière étape. C'est à dire qu'une seule loi de commande doit être construite. De plus, avec l'aide de la technique MLP, le nombre de paramètres mis à jour en ligne pour l'ensemble du système est réduit à un seul, peu importe le nombre de règles utilisées dans le système flou construit et le nombre de variables d'entrée dans le système étudié. Le problème de «fléau de la dimension» est ainsi évité et le mécanisme adaptatif avec un paramétrage d'apprentissage minimal est atteint. En utilisant la méthode d'analyse de Lyapunov, tous les signaux dans le système en boucle fermée sont garantis bornés, et l'erreur de poursuite converge vers un petit voisinage de l'origine. Trois exemples de simulation sont utilisés pour illustrer l'efficacité et les avantages du schéma proposé. Le reste de ce chapitre est organisé comme suit. Section 3.2 décrit la formulation du problème et les préliminaires nécessaires. La procédure de conception systématique ainsi que l'analyse de stabilité via la théorie de Lyapunov est donnée dans la section 3.3. Les résultats de simulation via trois exemples sont présentés dans la section 3.4. Ce chapitre se termine par une conclusion dans la section 3.5.

3.2 Formulation du problème

Considérons le système non linéaire discret à une entrée et une sortie (SISO) sous forme de rétroaction stricte :

$$\begin{cases} x_i(k+1) = f_i(x_i(k)) + g_i(x_i(k))x_{i+1}(k), & i = 1, 2, \dots, n-1 \\ x_n(k+1) = f_n(x_n(k)) + g_n(x_n(k))u(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (3.1)$$

où $x_i(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ \dots \ x_i(k)]^T \in \mathbb{R}^i$, $i = 1, 2, \dots, n$, sont les variables d'état, $u(k) \in \mathbb{R}$ est l'entrée du système, $y(k) \in \mathbb{R}$ et la sortie du système, $f_i(x_i(k))$ et $g_i(x_i(k))$, $i = 1, 2, \dots, n$, sont des fonctions lisses inconnues supposées bornées.

L'objectif de la commande est de concevoir un contrôleur flou adaptatif pour le système (3.1)

tel que : (i) tous les signaux en boucle fermée du système soient bornés,

(ii) la sortie du système suive le signal de référence désiré $y_d(k)$.

Les hypothèses suivantes sont considérées pour les systèmes de la forme (3.1).

Hypothèse1 : Ge et al. [56]

Le signal de référence désirée $y_d(k) \in \Omega_y, \forall k > 0$ est une fonction lisse et connue bornée avec $\Omega_y := \{\chi | \chi = x_1\}$.

Hypothèse2 : Ge et al. [56]

Le signe de $g_i(x_i(k)), i = 1, 2, \dots, n$ est connu et il existe des constantes $\underline{g}_i > 0$ et $\bar{g}_i > 0$ telles que $\underline{g}_i \leq |g_i(x_i(k))| \leq \bar{g}_i, \forall x_n(k) \in \Omega \subset \mathbb{R}^n$, avec \underline{g}_i et \bar{g}_i représentent les bornes inférieure et supérieure de $g_i(x_i(k))$ respectivement.

Sans perdre de généralité, nous supposons que $g_i(x_i(k))$ et $g_n(x_n(k))$ sont positives dans ce qui suit, c'est à dire $\underline{g}_i < g_i(x_i(k)) < \bar{g}_i$.

Ici, nous décrivons brièvement la structure de système flou de type Takagi-Sugeno (T-S). Généralement, les systèmes flous peuvent être décrits par les règles floues de la forme :

$$R_i : \text{IF } x_1 \text{ is } \psi_{h_1}^i \text{ AND } x_2 \text{ is } \psi_{h_2}^i \text{ AND } \dots \text{ AND } x_n \text{ is } \psi_{h_n}^i \text{ THEN } y_i \text{ is } \Omega_{h_1, h_2, \dots, h_n}, i = 1, 2, \dots, K$$

où $\Omega_{h_1, h_2, \dots, h_n}$ désigne l'ensemble flou de sortie. Si $\Omega_{h_1, h_2, \dots, h_n}$ est un ensemble flou de type singleton, sa fonction d'appartenance vaut 1 seulement à $y_i = \sigma_i$ (une constante inconnue arbitraire) et 0 ailleurs, alors il est appelé système flou de type Mamdani. Si $\Omega_{h_1, h_2, \dots, h_n}$ est une fonction de $a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{in}x_n$ avec $a_{ij}, i = 1, 2, \dots, k$, et $j = 1, 2, \dots, n$ étant des constantes, alors il est appelé système flou de type Takagi-Sugeno (T-S). La méthode du produit

d'inférence est utilisée pour évaluer les AND dans les règles floues. Après avoir été défuzzifié par un défuzzificateur typique de moyenne de centres, la sortie du système flou T-S est sous la forme vectorielle, Yang et al. [38].

$$\hat{f}(x, A_x) = \xi(x)A_x x \quad (3.2)$$

où $\xi(x) = [\xi_1(x) \ \xi_2(x) \ \dots \ \xi_K(x)]$ et $\xi_i(x) = \prod_{j=1}^n \mu_{hj}^i(x_j) / \sum_{i=1}^K [\prod_{j=1}^n \mu_{hj}^i(x_j)]$, sont appelées les fonctions floues de base, $\mu_{hj}^i(x_j)$ est la fonction d'appartenance correspondante aux antécédents $\psi_{hn}^i, i = 1, 2, \dots, K$, et

$$A_x = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} & a_{12} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{K1} & a_{K2} & \dots & a_{Kn} \end{bmatrix}$$

Il a été prouvé qu'un modèle flou T-S est un approximateur universel de tout système non linéaire lisse sur un ensemble compact, Tanaka et al., Feng [105, 106].

Lemme : L.X. Wang [1]

Pour toute fonction continue réelle donnée $f(x)$ sur un ensemble compact $U \in \mathbb{R}^n$ et $\forall \epsilon > 0$, il existe un système flou $\hat{f}(x, A_x)$ de la forme (3.2) telle que :

$$\sup_{x \in U} \|f(x) - \hat{f}(x, A_x)\| \leq \epsilon \quad (3.3)$$

où ϵ est appelée l'erreur d'approximation qui possède une borne supérieure inconnue ϵ^* .

3.3 Conception de la commande adaptative floue et analyse de stabilité

Notons que pour la conception de la commande des systèmes non linéaires incertains discrets sous forme de rétroaction stricte par la technique de backstepping, le principal problème de «contradiction de causalité» sera rencontré dans la procédure de conception. Cependant, nous pouvons transformer l'équation du système en une forme spéciale appropriée pour la conception par backstepping pour éviter le problème mentionné ci-dessus. Avec l'aide du processus de transformation cité dans We et al. [67]. Si nous considérons le système d'origine (3.1), il est équivalent à la forme suivante :

alors on a :

$$\begin{aligned} x_2(k+n-1) &= \eta_2(k+n-1) + \alpha_2(k+n-1) \\ &= \eta_2(k+n-1) - H_1(k) + y_d(k+n)/J_1(k) \end{aligned} \quad (3.7)$$

En remplaçant (3.7) dans (3.5), l'équation d'erreur (3.5) est réécrite comme :

$$\eta_1(k+n) = G_1(k)\eta_2(k+n-1) \quad (3.8)$$

Étape 2 :

Pour $\eta_2(k) = x_2(k) - \alpha_2(k)$, sa $(n-1)$ ^{ième} différence est donnée par :

$$\begin{aligned} \eta_2(k+n-1) &= x_2(k+n-1) - \alpha_2(k+n-1) \\ &= F_2(k) + G_2(k)x_3(k+n-2) + H_1(k) - y_d(k+n)/J_1(k) \end{aligned} \quad (3.9)$$

En considérant $\alpha_3(k+n-2)$ comme une commande virtuelle pour (3.9). Si nous choisissons :

$$\alpha_3(k+n-2) = -\frac{1}{G_2(k)} \left[F_2(k) + H_1(k) - \frac{y_d(k+n)}{J_1(k)} \right] = -H_2(k) + \frac{y_d(k+n)}{J_2(k)} \quad (3.10)$$

où $H_2(k) = \frac{F_2(k)+H_1(k)}{G_2(k)}$ et $J_2(k) = J_1(k)G_2(k)$ sont des fonctions lisses inconnues, il est évident que $\eta_2(k+n-1) = 0$. Maintenant, définissons $\eta_3(k+n-2) = x_3(k+n-2) - \alpha_3(k+n-2)$, alors on a :

$$\begin{aligned} x_3(k+n-2) &= \eta_3(k+n-2) + \alpha_3(k+n-2) \\ &= \eta_3(k+n-2) - H_2(k) + y_d(k+n)/J_2(k) \end{aligned} \quad (3.11)$$

En remplaçant (3.11) dans (3.9) donne :

$$\eta_2(k+n-1) = G_2(k)\eta_3(k+n-2) \quad (3.12)$$

Étape i :

Similaire à l'étape 2, pour $\eta_i(k) = x_i(k) - \alpha_i(k)$, sa $(n-i+1)$ ^{ième} différence est donnée par :

$$\begin{aligned} \eta_i(k+n-i+1) &= x_i(k+n-i+1) - \alpha_i(k+n-i+1) \\ &= F_i(k) + G_i(k)x_{i+1}(k+n-i) + H_{i-1}(k) - y_d(k+n)/J_{i-1}(k) \end{aligned} \quad (3.13)$$

De même, considérons $\alpha_{i+1}(k+n-i)$ comme une commande virtuelle pour (3.13). Il est évident que $\eta_i(k+n-i+1) = 0$ est vraie lorsque nous choisissons :

$$\alpha_{i+1}(k+n-i) = -\frac{1}{G_i(k)} \left[F_i(k) + H_{i-1}(k) - \frac{y_d(k+n)}{J_{i-1}(k)} \right] = -H_i(k) + \frac{y_d(k+n)}{J_i(k)} \quad (3.14)$$

où $H_i(k) = \frac{F_i(k)+H_{i-1}(k)}{G_i(k)}$ et $J_i(k) = \prod_{p=1}^i G_p(k)$ sont des fonctions lisses inconnues.

Soit $\eta_{i+1}(k+n-i) = x_{i+1}(k+n-i) - \alpha_{i+1}(k+n-i)$, alors on a :

$$\begin{aligned} x_{i+1}(k+n-i) &= \eta_{i+1}(k+n-i) + \alpha_{i+1}(k+n-i) \\ &= \eta_{i+1}(k+n-i) - H_i(k) + y_d(k+n)/J_i(k) \end{aligned} \quad (3.15)$$

En remplaçant (3.15) dans (3.13) donne :

$$\eta_2(k+n-1) = G_2(k)\eta_3(k+n-2) \quad (3.16)$$

Étape n :

Pour $\eta_n(k) = x_n(k) - \alpha_n(k)$, sa première différence est donnée comme suit :

$$\begin{aligned} \eta_n(k+1) &= x_n(k+1) - \alpha_n(k+1) \\ &= f_n(k) + g_n(k)u(k) + H_{n-1}(k) - y_d(k+n)/J_{n-1}(k) \end{aligned} \quad (3.17)$$

Si nous choisissons :

$$u(k) = u^*(k) = -\frac{1}{g_n(k)} \left[f_n(k) + H_{n-1}(k) - \frac{y_d(k+n)}{J_{n-1}(k)} \right] = -H_n(k) + \frac{y_d(k+n)}{J_n(k)} \quad (3.18)$$

où $\frac{f_n(k)+H_{n-1}(k)}{g_n(k)}$ et $J_n(k) = \prod_{p=1}^n G_p(k)$ sont des fonctions lisses inconnues. Il est évident que $\eta_n(k+1) = 0$.

Pour plus de commodité d'analyse et de discussion, soit $\xi(k) = \xi(x_n(k))$, $\psi(k) = \psi(x_n(k))$, $\Phi(k) = \Phi(x_n(k))$.

Puisque $H_n(k)$ et $J_n(k)$ sont des fonctions inconnues, elles ne sont pas disponibles pour construire le contrôleur $u^*(k)$. Alors, selon le lemme 1, nous pouvons utiliser un système flou T-S de la forme (3.2) pour approximer $u^*(k)$ comme suit :

$$u^*(k) = b\xi(k)w + \xi(k)Ay_d(k+n) + \epsilon = b\xi(k)w + v \quad (3.19)$$

où ϵ est l'erreur de l'approximation, $b = \|A\|$, $w = (A/b)\eta_1(k+n)$, et $v = \xi(k)Ay_d(k+n) + \epsilon$.

En remarquant que ϵ est bornée, on a :

$$\|v\| \leq \|\xi(k)Ay_d(k+n) + \epsilon\| \leq \underline{g}_i \theta^T \psi(k) \quad (3.20)$$

où $\theta = \underline{g}_i^{-1} \max(\|Ay_d(k+n)\|, \|\epsilon\|)$, et $\psi(k) = 1 + \|\xi(k)\|$. Puisque θ est borné en raison de la bornitude de $y_d(k+n)$ et ϵ , il est clair que $\|v\|$ est borné. Par conséquent, $u^*(k)$ peut être exprimée sous la forme :

$$u^*(k) = \lambda(k)\Phi(k) \quad (3.21)$$

où $\lambda = \underline{g}_i^{-1} \max(b^2, \theta^2)$ et $\Phi(k) = \frac{1}{4r^2} \|\xi(k)\|^2 + \frac{1}{4l^2} \psi(k)^2$, r et l sont des constantes positives de conception.

Soit $\hat{\lambda}$ l'estimation de λ , choisissons le contrôleur et la loi d'adaptation comme suit :

$$u(k) = \hat{\lambda}(k)\Phi(k) \quad (3.22)$$

$$\hat{\lambda}(k+1) = \hat{\lambda}(k) - \Gamma \left(\Phi(k)\eta_1(k+1) + \sigma\hat{\lambda}(k) \right) \quad (3.23)$$

Pour l'équation de l'erreur à la $n^{\text{ième}}$ étape, on a :

$$\eta_n(k+1) = g_n(k)\tilde{\lambda}(k)\Phi(k) \quad (3.24)$$

Théorème : Chen et al. [86]

Le système adaptatif en boucle fermée constitué du système(3.1), du contrôleur (3.22) et de la loi d'adaptation (3.23) est borné et possède un point d'équilibre en $\eta = [\eta_1 \eta_1 \dots \eta_1]^T = 0$, si $x_n(0)$ est initialisé dans Ω . Cela garantit que tous les signaux incluant les états $x_n = [x_1 x_2 \dots x_n]$, la loi de commande u et les paramètres de conception $\hat{\lambda}_i, i = 1, 2, \dots, n$ sont bornés, par conséquent, l'erreur de poursuite est petite, c'est à dire :

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |y(k) - y_d(k)| \leq \epsilon$$

Preuve :

Considérons la fonction candidate de Lyapunov comme suit :

$$V(k) = \sum_{i=1}^n \delta_i \eta_i^2(k) + \tilde{\lambda}^2(k)\Gamma^{-1} \quad (3.25)$$

où $\delta_i, i = 1, 2, \dots, n$ sont des constantes positives. Notant le fait que $\hat{\lambda}(k)\Phi(k) = \frac{\eta_n(k+1)}{g_n(k)}$, la première différenciation de (3.25) selon (3.23) et (3.24) est donnée par :

$$\Delta V(k) = \sum_{i=1}^n \delta_i [\eta_i^2(k+1) - \eta_i^2(k)] + \tilde{\lambda}^2(k+1)\Gamma^{-1} - \tilde{\lambda}^2(k)\Gamma^{-1} \quad (3.26)$$

Selon (3.8), (3.12) et (3.16), nous avons :

$$\eta_i(k+1) = G_i(k)\eta_{i+1}(k), \quad i = 1, 2, \dots, n-1 \quad (3.27)$$

alors la différenciation de la fonction de Lyapunov est :

$$\begin{aligned} \Delta V(k) &= \sum_{i=1}^n \delta_i [\eta_i^2(k+1) - \eta_i^2(k)] + \tilde{\lambda}^2(k+1)\Gamma^{-1} - \tilde{\lambda}^2(k)\Gamma^{-1} \\ &= \sum_{i=1}^n \delta_i [\eta_i^2(k+1) - \eta_i^2(k)] - 2\tilde{\lambda}^2(k)[\Phi(k)\eta_1(k+1) + \sigma\hat{\lambda}(k)] + \Gamma[\Phi(k)\eta_1(k+1) + \sigma\tilde{\lambda}(k)]^2 \\ &= \delta_n \eta_n^2(k+1) + \sum_{i=2}^n (\delta_{i-1} \bar{g}_{i-1} - \delta_i) \eta_i^2(k) - \delta_1 \eta_1^2(k) - 2\tilde{\lambda}(k)\Phi(k)\eta_1(k+1) \\ &\quad - 2\sigma\tilde{\lambda}(k)\hat{\lambda}(k) + \Phi^2(k)\Gamma\eta_1^2(k+1) + 2\sigma\hat{\lambda}(k)\Gamma\Phi(k)\eta_1(k+1) + \sigma^2\Gamma\hat{\lambda}^2(k) \end{aligned}$$

Sachant que :

$$\begin{aligned}
 \Phi^2(k) &< K \\
 \Gamma\Phi^2(k) &< \bar{\gamma}K \\
 2\eta_1(k+1)\eta_n(k+1) &\leq \frac{\bar{\gamma}\eta_1^2(k+1)}{\bar{g}_1} + \frac{\bar{g}_1\eta_n^2(k+1)}{\bar{\gamma}} \\
 2\sigma\hat{\lambda}(k)\Gamma\Phi(k)\eta_1(k+1) &\leq \frac{\bar{\gamma}\eta_1^2(k+1)}{\bar{g}_1} + \bar{g}_1\sigma^2\bar{\gamma}\hat{\lambda}^2(k) \\
 2\tilde{\lambda}(k)\hat{\lambda}(k) &= \tilde{\lambda}^2(k) + \hat{\lambda}^2(k) - \lambda^2
 \end{aligned}$$

On obtient :

$$\begin{aligned}
 \Delta V(k) &\leq -\delta_1\eta_1^2(k) + (\delta_1\bar{g}_1^2 - \delta_2 + \bar{g}_1\bar{\gamma}K + \bar{g}_1^2\bar{\gamma}K - \bar{g}_1\bar{\gamma})\eta_2^2(k) \\
 &\quad + \sum_{i=3}^n (\delta_{i-1}g_{i-1}^2 - \delta_i)\eta_i^2(k) \\
 &\quad + \left(\delta_n - \frac{\bar{g}_1}{\bar{\gamma}}\right)\eta_n^2(k+1) - \sigma(1 - \sigma\bar{\gamma} - \sigma\bar{\gamma}\bar{g}_1)\hat{\lambda}^2(k) + \sigma\lambda^2
 \end{aligned}$$

Si nous choisissons :

$$\begin{aligned}
 \bar{\gamma} &< \frac{\delta_2 - \delta_1\bar{g}_1^2}{\bar{g}_1(K + \bar{g}_1 - 1)}, \quad \sigma < \frac{1}{(1 + \bar{g}_1)\bar{\gamma}}, \quad \delta_n < \frac{\bar{g}_1}{\bar{\gamma}} \\
 \bar{g}_{i-1}^2 &< \frac{\delta_i}{\delta_{i-1}}, \quad K > 0, \quad 3 \leq i \leq n,
 \end{aligned} \tag{3.28}$$

alors il est évident que $\Delta V(k) \leq 0$ tant que $|\eta_j(k)| > \sqrt{\sigma\lambda^2/\delta_i}$, $j = 1, \dots, n$, est satisfaite. Cela implique pour tout $k \geq 0$, $V(k)$ est bornée. En outre, cela conduit à la bornitude des erreurs $\eta_1(k), \eta_2(k), \dots, \eta_n(k)$ et l'estimation $\hat{\lambda}$ ou de manière équivalente $\tilde{\lambda}$. En outre, les erreurs de poursuite $\eta_1(k), \eta_2(k), \dots, \eta_n(k)$ convergeront asymptotiquement vers l'ensemble compact noté $\Omega_n \subset \mathbb{R}^n$ avec $\Omega_n := \{x | x = [x_1 x_2 \dots x_n]^T, x_j \leq \sqrt{\sigma\lambda^2/\delta_i}, j = 1, 2, \dots, n\}$.

De plus, la loi d'adaptation (3.23) peut être écrite comme :

$$\begin{aligned}
 \tilde{\lambda}(k+1) &= \tilde{\lambda}(k) - \Gamma[\Phi(k)\eta_1(k+1) + \sigma\tilde{\lambda}(k) + \sigma\lambda] \\
 &= \tilde{\lambda}(k) - \Gamma\{\Phi(k)G(k)[\tilde{\lambda}(k)\Phi(k) + \eta_2(k)] + \sigma\tilde{\lambda}(k) + \sigma\lambda\} \\
 &= B(k)\tilde{\lambda}(k) - \Gamma\Phi(k)G(k)\eta_2(k) - \sigma\Gamma\lambda
 \end{aligned} \tag{3.29}$$

où $B(k) = 1 - \sigma\Gamma - G(k)\Gamma\Phi^2(k)$, la fonction $G_1(k)$ est bornée à partir de l'hypothèse 1.

3.4 Simulation

L'objectif de la commande est de forcer la sortie du système non linéaire discret SISO à suivre un signal de référence borné donné, sous la contrainte que tous les signaux impliqués soient bornés.

Pour valider l'approche et montrer l'efficacité de la commande développée, trois exemples de simulation sont considérés.

La période d'échantillonnage pour les trois exemples, étant choisie égale à $T_s = 0.02s$.

3.4.1 Exemple 1

Considérons le système non linéaire discret (SISO) défini comme suit, Lu et al. [50] :

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k) \\ x_2(k+1) = -x_2^2(k) + 0.3x_1 + 1.4 + u(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (3.30)$$

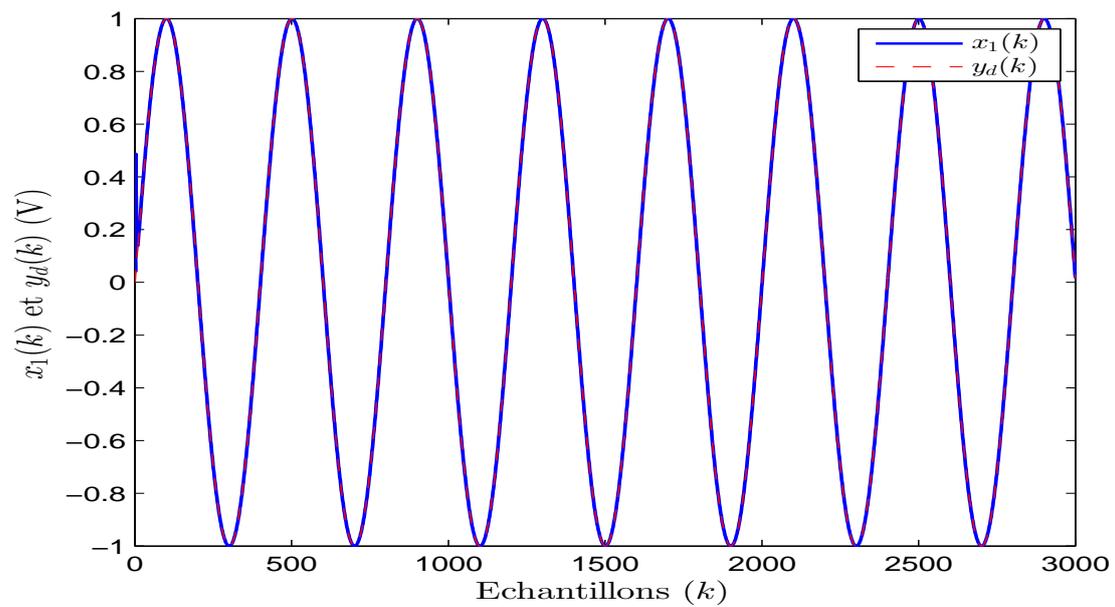
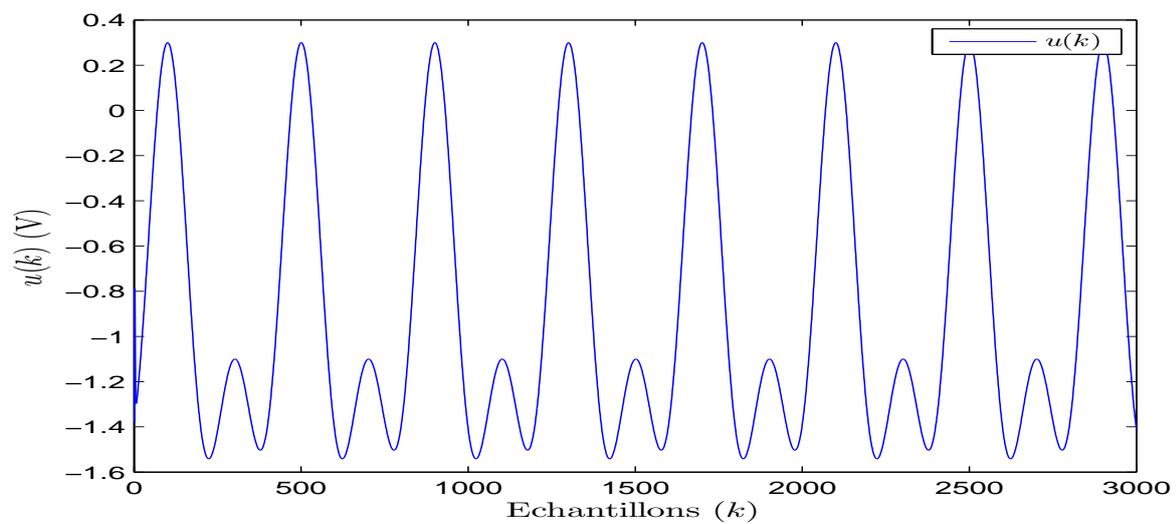
Les états initiaux du système sont choisis comme $x_1(0) = 0.1, x_2(0) = 0.1$.

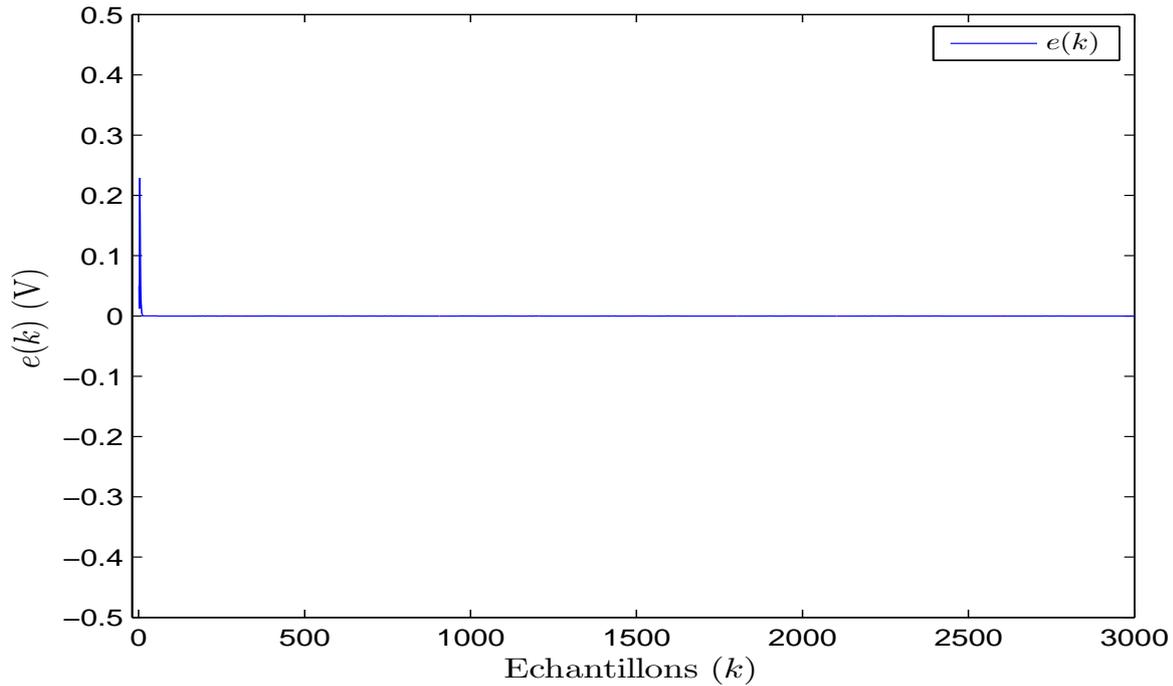
Les fonctions d'appartenance utilisées pour chaque variable d'entrée $x_i, i = 1, 2$ sont choisies comme suit :

$$\mu_1(x_i(k)) = 1 - e^{-x_i(k)}, \mu_2(x_i(k)) = e^{-0.5(x_i(k))^2}, \mu_3(x_i(k)) = e^{-0.5(x_i(k)+1.5)^2}.$$

Le signal de référence que le système doit suivre est $y_d(k) = \sin(k\pi/20)$, tout en garantissant la stabilité du système en boucle fermée.

Les résultats de simulation sous l'environnement Matlab, sont donnés sur les figures 3.1-3.3.

FIGURE 3.1 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$.FIGURE 3.2 – Signal de commande $u(k)$.

FIGURE 3.3 – Signal d’erreur $e(k)$.

La figure 3.1 montre la performance de poursuite, on peut remarquer que la sortie du système $x_1(k)$ converge rapidement vers le signal de référence $y_d(k)$. Le signal de commande qui est borné est donné par la figure 3.2. La figure 3.3 représente l’erreur de poursuite qui converge vers zéro rapidement.

3.4.2 Exemple 2

Considérons le système non linéaire discret dérivé de l’équation (3.1) comme suit, Ge et al. [56] :

$$\begin{cases} x_1(k+1) = \frac{x_1^2(k)}{1+x_1^2(k)} + 0.3x_2(k) \\ x_2(k+1) = \frac{x_1(k)}{1+x_1^2(k)+x_2^2(k)} + u(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (3.31)$$

L’objectif de la commande est que la sortie $y(k) = x_1(k)$ suit la trajectoire désirée $y_d(k) = \sin(k\pi/20)$.

Les états initiaux du système sont choisis comme $x_1(0) = 0.1, x_2(0) = 0.1$.

Les fonctions d’appartenance pour les états du système $x_i, i = 1, 2$ sont sélectionnées comme :

$$\begin{aligned}\mu_{A_{hi}}^1 &= \exp[-(x+1)^2], \mu_{A_{hi}}^2 = \exp[-(x+0.8)^2], \mu_{A_{hi}}^3 = \exp[-(x+0.6)^2], \\ \mu_{A_{hi}}^4 &= \exp[-(x+0.4)^2], \mu_{A_{hi}}^5 = \exp[-(x+0.2)^2], \mu_{A_{hi}}^6 = \exp[-x^2], \\ \mu_{A_{hi}}^7 &= \exp[-(x-0.2)^2], \mu_{A_{hi}}^8 = \exp[-(x-0.4)^2], \mu_{A_{hi}}^9 = \exp[-(x-0.6)^2], \\ \mu_{A_{hi}}^{10} &= \exp[-(x-0.8)^2], \mu_{A_{hi}}^{11} = \exp[-(x-1)^2],\end{aligned}$$

Les résultats de simulation sont donnés sur les figures 3.4-3.6.

Sur la figure 3.4 est montrée la performance de poursuite où on peut voir que la sortie du système $x_1(k)$ suit le signal de référence.

Le signal de commande $u(k)$ est représenté sur la figure 3.5, ce signal est borné et lisse.

La figure 3.6 montre le signal d'erreur qui oscille autour de zéro.

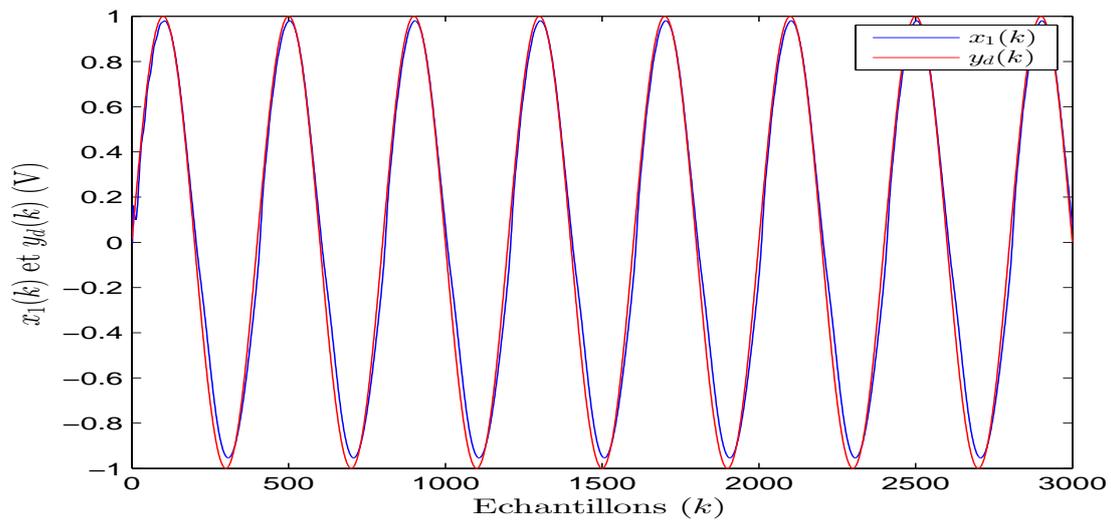
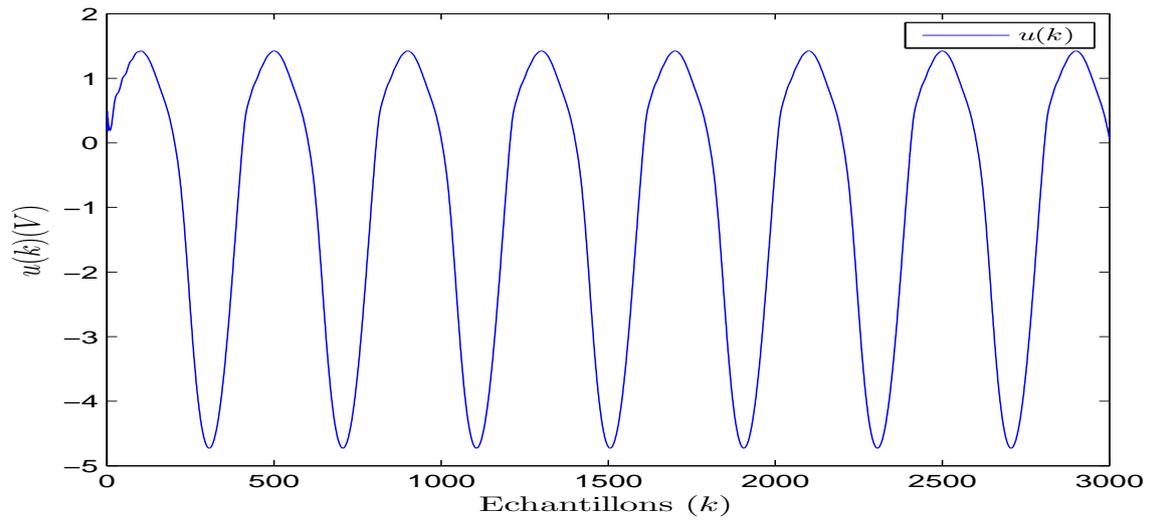
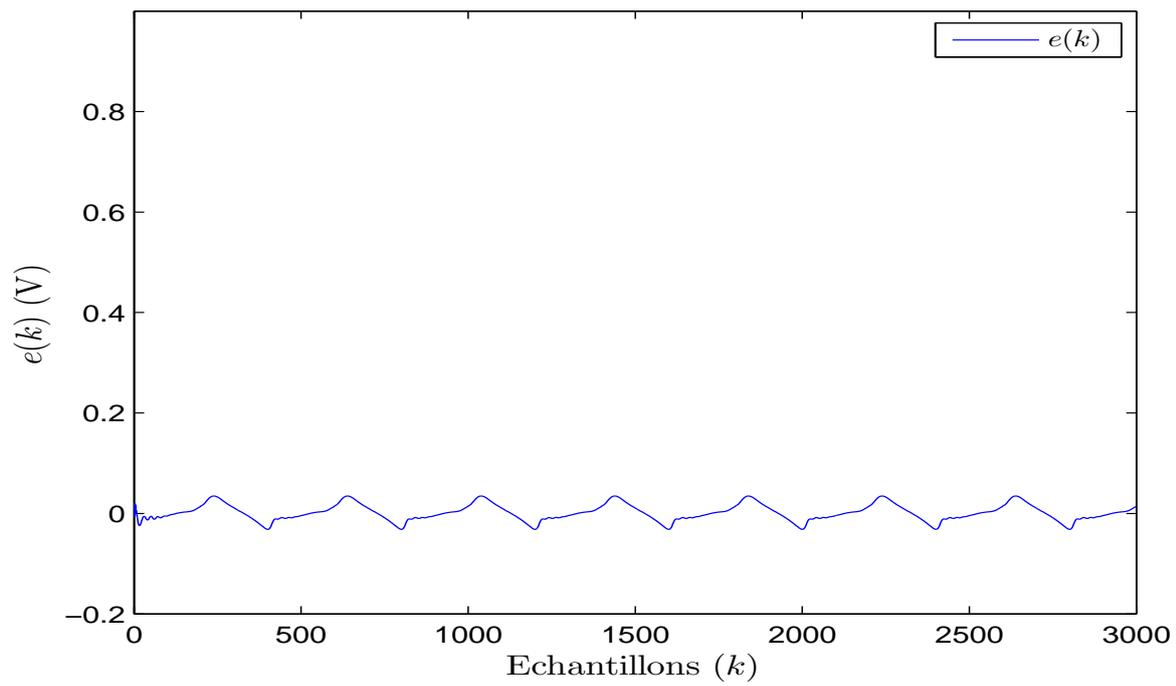


FIGURE 3.4 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$.

FIGURE 3.5 – Signal de commande $u(k)$.FIGURE 3.6 – Signal d'erreur $e(k)$.

3.4.3 Exemple 3

Considérons le système non linéaire incertain discret défini comme suit, Boukhalifa et al. [25] :

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k) \\ x_2(k+1) = -[a_1x_2(k) + a_2x_2^3(k)]/T + (K/T)u(k) + d(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (3.32)$$

où

$$d(k) = \begin{cases} 0, & \text{si } k \leq 600 \\ \tanh(0.5k), & \text{si } k > 600 \end{cases} \quad (3.33)$$

représente la perturbation externe, les conditions initiales sont choisies comme suit :

$[x_1(0), x_2(0)]^T = [0, 0]$, $a_1 = 0.5$, $a_2 = 30$, $K = 0.5$, $T = 64$. Les fonctions d'appartenance pour les états du système x_i , $i = 1, 2$ sont sélectionnées comme : $\mu(x_i) = e^{(-0.5(x_i+6-2(j+1))^2)}$, $j = 1, \dots, 5$, $\gamma = 10^{-3}$. Le signal de référence est $y_d(k) = \sin(k\pi/20)$. La figure 3.7 montre la performance de poursuite dans laquelle on remarque que le signal de sortie suit rapidement le signal de référence, la figure 3.8 représente le signal de commande qui est de forme lisse en régime permanent. La figure 3.9 représente le signal de l'erreur de poursuite qui oscille autour de zéro.

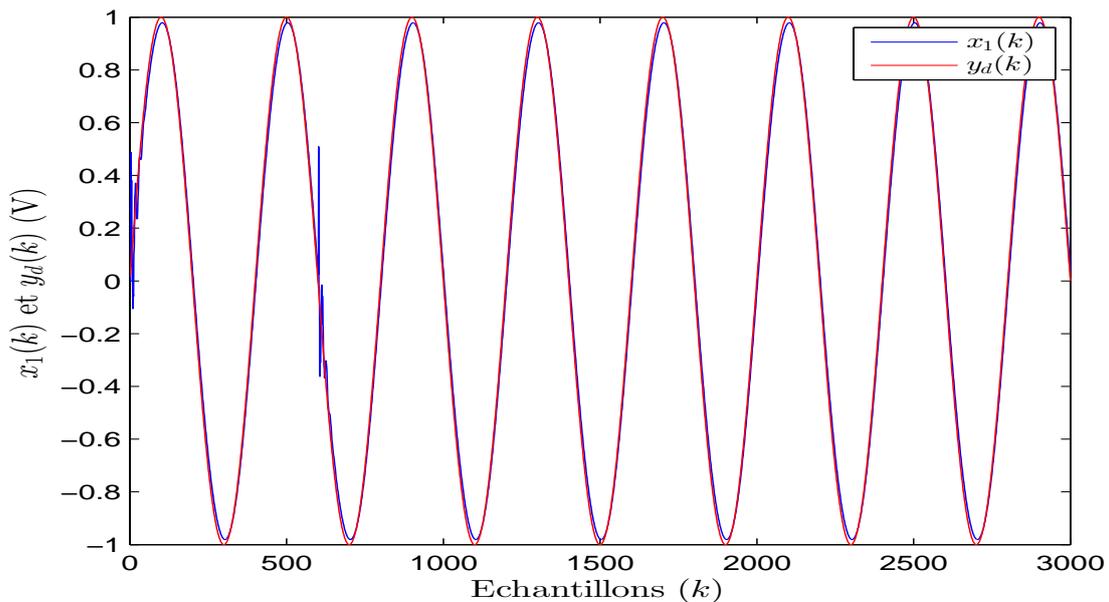
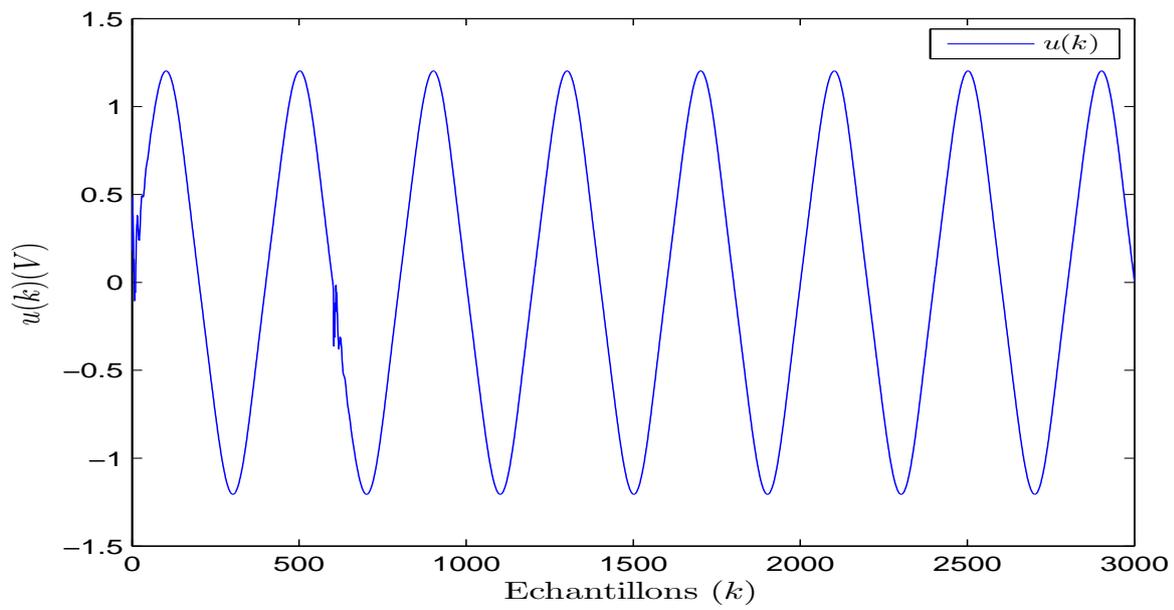
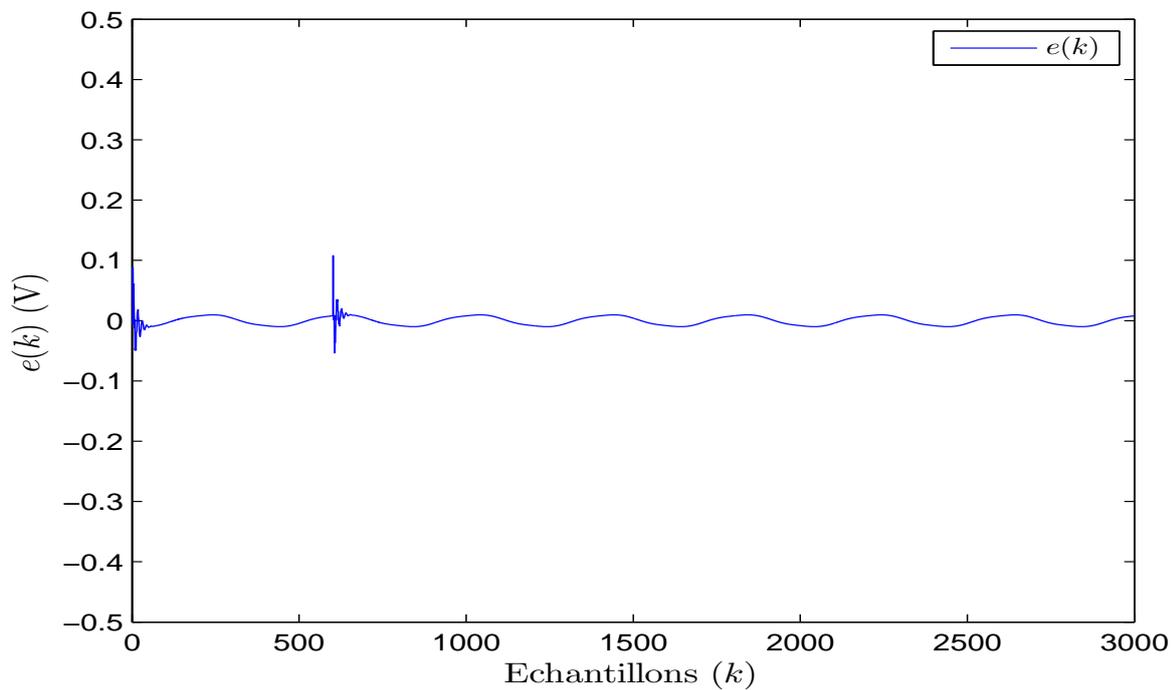


FIGURE 3.7 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$.

FIGURE 3.8 – Signal de commande $u(k)$.FIGURE 3.9 – Signal d'erreur $e(k)$.

D'après les résultats de simulation obtenus, pour les trois systèmes considérés, on peut voir clairement que tous les signaux sont bornés et que les sorties du système suivent les signaux de référence correspondants avec des erreurs autour de zéro.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons développé une structure de commande adaptative floue par backstepping pour une classe de systèmes discret SISO avec des fonctions inconnues. Cette structure est synthétisée en combinant les deux techniques d'approximation floue et MLP. Suivant cette approche, la charge de calcul est réduite. Le nombre de paramètres mis à jour en ligne pour le système discret est réduit à un seul paramètre. L'analyse de stabilité du système non linéaire discret en boucle fermée est garantie en se basant sur la synthèse de Lyapunov. L'algorithme développé a été appliqué aux mêmes trois systèmes considérés dans le chapitre précédent. Les résultats de simulation montrent que les signaux de commande en boucle fermée sont bornés et de formes lisses, et de l'erreur de poursuite converge vers un petit voisinage de zéro.

Chapitre 4

Commande adaptative floue synergétique

4.1 Introduction

Au cours des dernières décennies, des efforts considérables ont été consacrés à l'amélioration de la commande des systèmes non linéaires et à leur stabilité et aux phénomènes non linéaires. Bien que la stabilité de ces systèmes puisse être améliorée par l'analyse de Lyapunov, les formules explicites sont difficiles à trouver, les approximations numériques ne sont pas toujours suffisamment précises, Ho et al. [107]. L'avènement des ordinateurs puissants a provoqué une véritable révolution dans notre compréhension des systèmes non linéaires. En effet, un bon nombre de techniques analytiques modernes se sont inspirées des premières recherches assistées par ordinateur des systèmes non linéaires, Olver et al. [108]. La plupart des systèmes sont non linéaires avec des caractéristiques qui changent avec le temps, puisque, dans un mode de fonctionnement dynamique, nous ne pouvons pas garantir les performances des contrôleurs linéarisés basés sur des modèles de systèmes non linéaires. Par conséquent, les non linéarités des systèmes non linéaires sont nécessaires pour un contrôleur intelligent. Pour améliorer le comportement des contrôleurs non linéaires, de nombreuses techniques ont été proposées pour leur conception, telles que la logique floue, Bora et al. [109], stratégie de commande adaptative anti-fluctuation pour les systèmes de grue, Ning et al. [110], réseaux de neurones artificiels, Lei et al., Dexu et al. [111, 112], systèmes non linéaires adaptatifs à rétroaction non stricte à commutation, Yongming et al. [113], algorithmes métaheuristiques, Olympia et al. [114], conceptions non linéaires

utilisant la commande à structure variable (mode glissant, commande synergétique), conception de commande adaptative floue pour des systèmes non linéaires stochastiques avec des états non mesurés, Yongming et al., Chengwei et al. [115, 116], commande des systèmes sous-actionnés, Ning et al. [117], stratégie de commande de stabilisation pour les systèmes sous-actionnés de grue embarqués, Ning et al. [118], et de nombreuses autres techniques de commande non linéaire, Ruiyun et al., Chengwei et al. [119, 120]. L'avantage des méthodes de commande par logique floue est que nous pouvons obtenir et ajuster en ligne les paramètres du système. Afin de rendre la conception des lois de commande plus adaptable, la combinaison entre la logique floue et d'autres méthodes de commande telle que la commande synergétique est adaptée, Bouchama et al. [121]. Pour réduire la complexité de l'algorithme, des modèles simplifiés de systèmes non linéaires sont utilisés. de plus, des contraintes de calcul réduites pour les modèles réels sont nécessaires pour concevoir un contrôleur robuste dans différents points de fonctionnement. La technique de commande adaptative floue basée sur le théorème d'approximation universelle a obtenu une grande attention. Cependant, la plupart des résultats sont limités aux systèmes non linéaires continus, Olver et al. [108], qui ne peuvent pas être étendus directement aux systèmes non linéaires discrets. L'implémentation d'un algorithme de commande floue dans les calculateurs numériques implique la perte de certains avantages des contrôleurs continus. Cependant, il convient de mentionner que le contrôleur utilisé est un système discret, Da-Wei et al. [122]. Dans Ruiyun et al. [123], un algorithme de commande adaptative floue indirecte pour les systèmes non linéaires discrets incertains a été développé où les modèles flous de Takagi-Sugeno (T-S) sont utilisés pour approximer les dynamiques du système non linéaire, un système de commande par rétroaction adaptative a été conçu dans Haitao et al. [124], et Larguech et al. [125] en utilisant les modèles flous de Takagi-Sugeno (T-S), Ruiyun et al. dans [126] ont développé une structure de solution et de conception de commande adaptative discrète pour les systèmes flous T-S à retards multiples. Nous avons proposé un nouveau schéma de commande synergétique floue adaptative pour les systèmes discrets non-linéaires incertains.

Vu leur capacité d'approximer n'importe quelle fonction non linéaire inconnue avec un degré de précision donné, les modèles flous ont été utilisés pour approximer les dynamiques des systèmes non linéaires. Cependant, ce type de commande adaptative floue ne permet pas de maintenir de bonnes performances de poursuite en présence des erreurs d'approximation et des perturbations externes. Dans ce cadre, plusieurs techniques de robustification ont été introduites avec la commande adaptative floue. Parmi elles, on cite la technique de la commande synergétique

qui est connue par sa robustesse et sa simplicité de mise en œuvre.

en raison de sa robustesse vis-à-vis des incertitudes et des perturbations externes, la commande synergétique floue adaptative a été adoptée pour une classe de systèmes non linéaires discrets incertains. L'approche de la commande adaptative floue synergétique sera formulée et développée. Son efficacité sera mise en évidence par simulation, sous l'environnement Matlab.

4.2 Principes de la commande synergétique

La commande synergétique est une nouvelle technique de commande non-linéaire qui prend en compte les non-linéarités du système dans la conception de la commande. Une procédure de conception systématique donnant des lois de commande adaptées à l'implémentation numérique est proposée dans Kolesnikov et al. [127, 128]. De plus, la commande synergétique garantit non seulement un fonctionnement à fréquence de commutation constante, mais fournit également une stabilité asymptotique par rapport aux conditions requises de fonctionnement, et la robustesse vis-à-vis de la variation des paramètres du système, Ho et al., Bouchama et al. [107, 121]. Le concepteur peut choisir les caractéristiques de la macro-variable en fonction des performances et des spécifications de la commande (dépassement, bornitude du signal de commande, etc ...) qui rendent la conception plus robuste. Par conséquent, la loi de commande ne provoquera pas de phénomènes de broutement comme dans l'approche de la commande par mode glissant. Les paramètres ont été optimisés et la mise en œuvre est facile à réaliser grâce à l'utilisation de variables non mesurables dans la loi de commande.

Considérons un système dynamique non linéaire discret d'ordre n décrit comme suit :

$$x(k+1) = f(x(k), u(k), k) \quad (4.1)$$

où $x(k)$ représente le vecteur d'état du système, $u(k)$ le vecteur de commande et f est une fonction non linéaire. La synthèse d'un contrôleur synergétique commence par la sélection d'une fonction appelée la macro-variable qui dépend des variables d'état du système.

$$\psi = \psi(x(k), k) \quad (4.2)$$

L'objectif de commande est de forcer l'état du système à fonctionner sur la variété (manifold) $\psi = 0$. Le concepteur peut sélectionner les caractéristiques de la macro-variable en fonction des performances et des spécifications de commande (dépassement, bornitude du signal de commande, etc ...).

Dans l'approche de commande synergétique, $T\dot{\psi} + \psi = 0$, définit la trajectoire de convergence et sa vitesse au manifold invariant, Wang et al. [129]. Considérons la période d'échantillonnage T_s , la contrepartie discrète est dérivée comme suit :

$$T \left[\frac{\psi(k+1) - \psi(k)}{T_s} \right] + \psi(k) = 0 \quad (4.3)$$

où T est un paramètre de conception qui spécifie la vitesse de convergence au manifold.

L'équation (4.3) peut être réécrite comme :

$$\left(\frac{T}{T_s - T} \right) \frac{T}{T_s} \psi(k+1) + \psi(k) = 0 \quad (4.4)$$

4.3 Conception du contrôleur synergétique

Considérons un système non linéaire discret qui a la représentation d'état suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1(k+1) = x_2(k) \\ x_2(k+1) = x_3(k) \\ \vdots \\ x_{n-1}(k+1) = x_n(k) \\ x_n(k+1) = f(x(k)) + u(k) + d(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{array} \right. \quad (4.5)$$

où $f(x(k))$ est une fonction non linéaire supposée bornée, $x(k) = [x_1(k) x_2(k) \dots x_n(k)]^T \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état du système qui est supposé mesurable, $u(k) \in \mathbb{R}$ et $y(k) \in \mathbb{R}$ sont respectivement, l'entrée et la sortie du système, et $d(k) \in \mathbb{R}$ est la perturbation externe qui est supposée bornée.

Définissons l'erreur de poursuite comme :

$$\begin{aligned} e_1(k) &= x_1(k) - y_d(k) \\ e_2(k) &= x_2(k) - y_d(k+1) \\ &\vdots \\ e_n(k) &= x_n(k) - y_d(k+n-1) \end{aligned}$$

où $y_d(k) \in \mathbb{R}$ désigne la trajectoire de référence. L'équation de l'erreur de poursuite est donnée par :

$$e(k+1) = Ae(k) + B \left[f(x(k)) + u(k) - y_d(k+n) + d(k) \right] \quad (4.6)$$

où

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

L'objectif de la commande est de concevoir un contrôleur pour que l'état $x_1(k)$ suive un signal de référence désirée $y_d(k)$ en présence de perturbations externes et d'incertitudes. La commande $u(k)$ est calculée selon (4.4) et (4.6), qui donne un signal de commande qui assure des propriétés spécifiées. Définissons la macro-variable comme :

$$\psi(k) = \sum_{i=1}^n \kappa_i e_i(k) \quad (4.8)$$

$$\psi(k+1) = \sum_{i=1}^n \kappa_i e_i(k+1) \quad (4.9)$$

où κ_i sont les paramètres du contrôleur SACT (Synergetic Approach to Control Theory).

Si l'ordre du système est choisi comme $n = 2$, alors :

$$e_1(k+1) = x_1(k+1) - y_d(k+1) \quad (4.10)$$

$$e_2(k+1) = x_2(k+1) - y_d(k) \quad (4.11)$$

$$\psi(k+1) = \kappa_1 x_1(k+1) - \kappa_1 y_d(k+1) + x_2(k+1) - y_d(k) \quad (4.12)$$

$$\psi(k+1) = \kappa_1 x_2(k) - \kappa_1 y_d(k+1) + f(x(k)) + u(k) + d(k) - y_d(k) \quad (4.13)$$

La variation dans $\psi(k)$ peut être exprimée par :

$$\Delta\psi(k+1) = \psi(k+1) - \psi(k)$$

$$\Delta\psi(k+1) = \sum_{i=1}^{n-1} \kappa_i e_i(k+1) + e_n(k+1) - \sum_{i=1}^{n-1} \kappa_i e_i(k) - e_n(k) \quad (4.14)$$

$$\Delta\psi(k+1) = \sum_{i=1}^{n-1} \kappa_i e_i(k+1) + x_n(k+1) - y_d(k+n) - \sum_{i=1}^{n-1} \kappa_i e_i(k) - e_n(k)$$

$$\Delta\psi(k+1) = \sum_{i=1}^{n-1} \kappa_i e_i(k+1) + f(x(k)) - y_d(k+n) + u_{eq}(k) - \sum_{i=1}^{n-1} \kappa_i e_i(k) - e_n(k)$$

Prenons :

$$\alpha = \frac{T}{T_s} \left(\frac{T}{T_s - T} \right) \quad (4.15)$$

En combinant les équations (4.12) et (4.4), on obtient

$$\alpha \left[\kappa_1 x_2(k) - \kappa_1 y_d(k) + f(x(k)) + u(k) + d(k) - y_d(k) \right] + \psi(k) = 0 \quad (4.16)$$

La loi de commande synergétique est ensuite déduite comme suit :

$$u(k) = -f(x(k)) - \kappa_1 x_2(k) + \kappa_1 y_d(k) + y_d(k) - d(k) - \frac{1}{\alpha} \psi(k) \quad (4.17)$$

Si $f(x(k))$ est connue, nous pouvons facilement construire la loi de commande synergétique (4.17). Dans le cas contraire, elle devient une contrainte pour la conception du contrôleur et son implémentation.

Par conséquent, pour surmonter ce problème on se propose d'approximer la fonction $f(x(k))$ par un système flou.

4.4 Contrôleur adaptatif flou synergétique

Puisque $f(x(k))$ est supposée inconnue, nous ne pouvons pas mettre en oeuvre le contrôleur idéal (4.17), nous utilisons un système flou pour approximer $f(x(k))$. Un système flou est une collection de règles IF-THEN sous la forme :

$$R^{(l)} : \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ THEN } y \text{ is } G^l \quad (4.18)$$

où $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ est l'entrée du système flou, et y et sa sortie, F_i^l et G^l sont des ensembles flous, pour $l = 1, \dots, m$, où m est le nombre de règles floues.

En utilisant la méthode de fuzzification par singleton, le mécanisme de produit d'inférence et de la défuzzification par le centre de gravité, $y(x)$ est donnée par L.X. Wang, Kosko, Kadri, Zaki et al. [130–133] :

$$y(x) = \frac{\sum_{j=1}^m y^j \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i) \right)}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)} \quad (4.19)$$

où $\mu_{F_i^j}(x_i)$ est la fonction d'appartenance de la variable linguistique x_i et y^j est le point où la fonction d'appartenance de G^l atteint sa valeur maximale.

En introduisant le concept du vecteur des fonctions floues de base $\xi(x)$, $y(x)$ peut être réécrite comme :

$$y(x) = \theta^T \xi(x) = \xi(x)^T \theta \quad (4.20)$$

où $\theta = [y^1 \dots y^m]^T$, $\xi(x) = [\xi^1(x) \dots \xi^m(x)]^T$ sont, respectivement, les vecteurs de paramètres ajustables et les fonctions floues de base avec :

$$\xi^j(x) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)} \quad (4.21)$$

En utilisant le théorème de l'approximation universelle, on peut utiliser $\hat{f}(x(k)|\theta_f) = \theta_f^T \xi_f(x(k))$ sous la forme de (4.20) afin d'approximer la fonction $f(x(k))$.

Par conséquent, une nouvelle loi de commande est obtenue :

$$u_c(k) = -\hat{f}(x(k)) - \kappa x_2(k) + \kappa y_d(k) + y_d(k) - d(k) - \frac{1}{\alpha} \psi(k) \quad (4.22)$$

4.5 Analyse de stabilité

La stabilité du système global en boucle fermée ainsi que les performances du contrôleur proposé sont montrées à travers le théorème suivant :

Théorème :

Considérons le système non linéaire discret (4.5) et la loi de commande (4.22), si la loi d'adaptation est choisie comme suit :

$$\Delta \theta_f(k) = \gamma \xi(k) \psi(k) \quad (4.23)$$

où $\Delta \theta_f(k)$, est le vecteur de paramètres et γ est une constante réelle déterminant le taux d'adaptation, alors les signaux du système en boucle fermée sont bornés et la trajectoire de l'erreur converge vers zéro asymptotiquement L.X. Wang, Sheng et al. [134, 135].

Preuve :

Définissons le vecteur optimal des paramètres :

$$\theta_f^* = \arg \min_{\theta_f \in \Omega_{\theta_f}} \left\{ \sup_{x \in \Omega_x} \left| f(x(k)) - f(x(k)|\theta_f) \right| \right\} \quad (4.24)$$

où Ω_{θ_f} et Ω_x sont des ensembles de contraintes pour θ_f et x respectivement.

L'erreur minimale d'approximation est :

$$\varepsilon(k) = f(x(k)) - f(x(k)|\theta_f^*) + d(k) \quad (4.25)$$

La commande floue $u(k)$, est choisie dans la boucle fermée comme :

$$u(k) = u_c(k) + u_r(k) + u_\psi(k) = u_c(k) + u_r(k) - \tau \psi(k) \quad (4.26)$$

où le terme $u_r(k)$ représente un contrôleur robuste qui est utilisé pour atténuer les perturbations externes.

$$u_r(k) = -\frac{1}{2} \left[-\beta(k) + \left(\beta(k)^2 - 4A_0(k) \right)^{1/2} \right] \psi(k)$$

avec $A_0(k) = s_\psi + s_f \|\xi(k)\| + s_\varepsilon$ et $\beta(k) = 2(A_0(k) - |\psi(k)|)$.

Alors substituant (4.22)-(4.25) dans (4.12), après une simple manipulation, nous obtenons :

$$\Delta\psi(k+1) = u_\psi(k) + u_r(k) + \tilde{\theta}_f^T(k)\xi(k) + \varepsilon(k) \quad (4.27)$$

Soit $\tilde{\theta}_f(k) = \theta_f^* - \theta_f(k)$.

Maintenant, considérons la fonction candidate de Lyapunov :

$$V(k) = \frac{1}{2} \left(\psi^2(k) + \frac{1}{\gamma} \tilde{\theta}_f^T(k-1) \tilde{\theta}_f(k-1) \right) \quad (4.28)$$

$\Delta V(k+1)$ peut être calculée comme

$$\begin{aligned} \Delta V(k+1) &= V(k+1) - V(k) \\ \Delta V(k+1) &= \frac{1}{2} \psi^2(k+1) - \frac{1}{2} \psi^2(k) + \frac{1}{2\gamma} \tilde{\theta}_f^T(k) \tilde{\theta}_f(k) - \frac{1}{2\gamma} \tilde{\theta}_f^T(k-1) \tilde{\theta}_f(k-1) \end{aligned} \quad (4.29)$$

Soit

$$\Delta\theta_{tf} = \frac{1}{2\gamma} \tilde{\theta}_f^T(k) \tilde{\theta}_f(k) - \frac{1}{2\gamma} \tilde{\theta}_f^T(k-1) \tilde{\theta}_f(k-1) \quad (4.30)$$

En utilisant (4.30), on peut réécrire (4.29) comme

$$\begin{aligned} \Delta V(k+1) &= \frac{1}{2} \psi^2(k+1) - \frac{1}{2} \psi^2(k) + \Delta\theta_{tf} \\ &= \frac{1}{2} (\Delta\psi(k+1) + \psi(k))^2 - \frac{1}{2} \psi^2(k) + \Delta\theta_{tf} \\ &= \frac{1}{2} \Delta\psi^2(k+1) + \psi(k) \Delta\psi(k+1) + \Delta\theta_{tf} \\ &= \frac{1}{2} \Delta\psi^2(k+1) + \psi(k) \left[u_\psi(k) + u_r(k) + \theta_f^T(k) \xi(k) \right] + \Delta\theta_{tf} \\ \Delta V(k+1) &= \frac{1}{2} \Delta\psi^2(k+1) + \psi(k) u_\psi(k) + \psi(k) u_r(k) + \psi(k) \theta_f^T(k) \xi(k) + \Delta\theta_{tf} \end{aligned} \quad (4.31)$$

À partir de (4.30), $\Delta\theta_{tf}$ peut être exprimée sous la forme :

$$\begin{aligned} \Delta\theta_{tf} &= \frac{1}{2\gamma} \left(\tilde{\theta}_f^T(k) \tilde{\theta}_f(k) - \left[\tilde{\theta}_f(k) - \Delta\tilde{\theta}_f(k) \right]^T \left[\tilde{\theta}_f(k) - \Delta\tilde{\theta}_f(k) \right] \right) \\ \Delta\theta_{tf} &= \frac{1}{\gamma} \theta_f^T(k) \Delta\tilde{\theta}(k) - \frac{1}{2\gamma} \Delta\tilde{\theta}_f^T(k) \Delta\tilde{\theta}_f(k) \end{aligned} \quad (4.32)$$

En remplaçant (4.32) dans (4.31), on obtient :

$$\begin{aligned}\Delta V(k+1) &= \frac{1}{2}\Delta\psi^2(k+1) + \psi(k)u_\psi(k) + \psi(k)u_r(k) + \varepsilon(k)\psi(k) + \Delta\tilde{\theta}_f^T(k)\psi(k) + \Delta\theta_{tf} \\ \Delta V(k+1) &= \frac{1}{2}\Delta\psi^2(k+1) + \psi(k)u_\psi(k) + \psi(k)u_r(k) + \varepsilon(k)\psi(k) \\ &\quad + \theta_f^T(k) \left[\xi(k)\psi(k) - \frac{1}{\gamma}\Delta\tilde{\theta}_f(k) \right] - \frac{1}{2\gamma}\Delta\tilde{\theta}_f^T(k)\Delta\tilde{\theta}_f(k)\end{aligned}\tag{4.33}$$

En utilisant la loi adaptative (4.23), on a :

$$\Delta V(k+1) = \frac{1}{2}\Delta\psi^2(k+1) + \psi(k)u_\psi(k) + \psi(k)u_r(k) + \varepsilon(k)\psi(k) - \frac{1}{2\gamma}\Delta\tilde{\theta}_f^T(k)\Delta\tilde{\theta}_f(k)\tag{4.34}$$

De (4.27), nous avons

$$\begin{aligned}|\Delta\psi(k+1)| &\leq |u_\psi(k)| + |u_r(k)| + |\tilde{\theta}_f^T(k)\xi(k)| + |\varepsilon(k)| \\ &\leq s_\psi + s_f\|\xi(k)\| + |u_r(k)| + s_\varepsilon \\ &\leq |A_0(k)| + |u_r(k)|\end{aligned}\tag{4.35}$$

En prenant le carré des deux côtés de (4.35), nous avons :

$$\begin{aligned}|\Delta\psi(k+1)|^2 &\leq |u_r(k)|^2 + 2|A_0(k)||u_r(k)| + 2|\psi(k)||u_r(k)| + |A_0(k)|^2 - 2\psi(k)|u_r(k)| \\ &\leq \left[-\beta(k) + \left(\beta(k)^2 - 4A_0(k) \right)^{1/2} \right] |\psi(k)|\end{aligned}\tag{4.36}$$

Par conséquent, (4.34) devient comme suit :

$$\Delta V(k+1) = \varepsilon(k)\psi(k) + \psi(k)u_\psi(k) - \frac{1}{2\gamma}\Delta\tilde{\theta}_f^T(k)\Delta\tilde{\theta}_f(k)\tag{4.37}$$

Puisque $\psi(k)u_\psi(k) = \psi(k)(-\tau\psi(k)) = -\tau\psi^2(k) < 0$, $\Delta\tilde{\theta}_f^T(k)\Delta\tilde{\theta}_f(k) > 0$, et le terme $\varepsilon(k)\psi(k)$ qui représente l'erreur minimale d'approximation $\varepsilon(k)$ multipliée par la macro-variable $\psi(k)$ qui est très petit.

Donc nous avons :

$$\Delta V(k+1) \leq 0$$

4.6 Simulation

L'objectif de la commande est de concevoir un contrôleur adaptatif flou pour le système (équation (4.5)) de façon que tous les signaux en boucle fermée soient bornés. L'algorithme de

commande pour la poursuite de trajecetoires développé sera validé à travers trois systèmes non linéaires discrets SISO, à savoir, le modèle chaotique de Henon (exemple 1), un système non linéaire discret classique (exemple 2) et un navire de course (exemple 3).

La période d'échantillonnage pour les trois exemples, étant choisie égale à $T_s = 0.02s$.

4.6.1 Exemple 1

Considérons le système chaotique non linéaire incertain discret défini comme suit, Lu et al. [50] :

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k) \\ x_2(k+1) = -x_2^2(k) + 0.3x_1 + 1.4 + u(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (4.38)$$

Le signal de référence est $y_d(k) = \sin(k\pi/20)$.

Les états initiaux du système sont choisis comme $x_1(0) = 0.1, x_2(0) = 0.1$.

Les fonctions d'appartenance utilisées pour chaque variable d'entrée $x_i, i = 1, 2$ sont choisies comme suit :

$$\mu_1(x_i(k)) = 1 - e^{-x_i(k)}, \mu_2(x_i(k)) = e^{-0.5(x_i(k))^2}, \mu_3(x_i(k)) = e^{-0.5(x_i(k)+1.5)^2}.$$

Les figures 4.1-4.3 représentent les résultats de simulation, sur la figure 4.1, on voit une bonne performance de poursuite du signal $x_1(k)$ et le signal de référence $y_d(k)$, la figure 4.2 nous montre le signal de commande $u(k)$ qui est borné et lisse, le signal de l'erreur de poursuite est représenté sur la figure 4.3 et qui converge rapidement vers zéro.

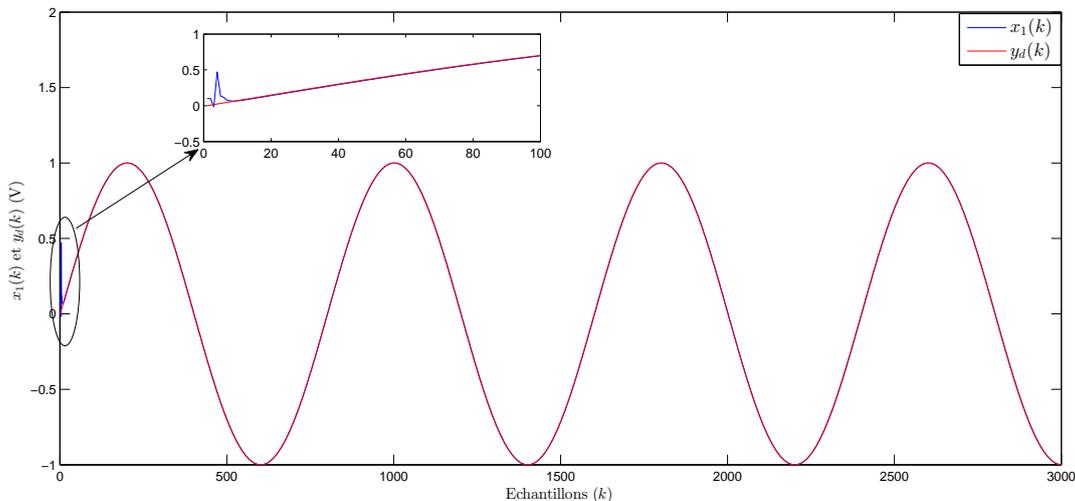


FIGURE 4.1 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$.

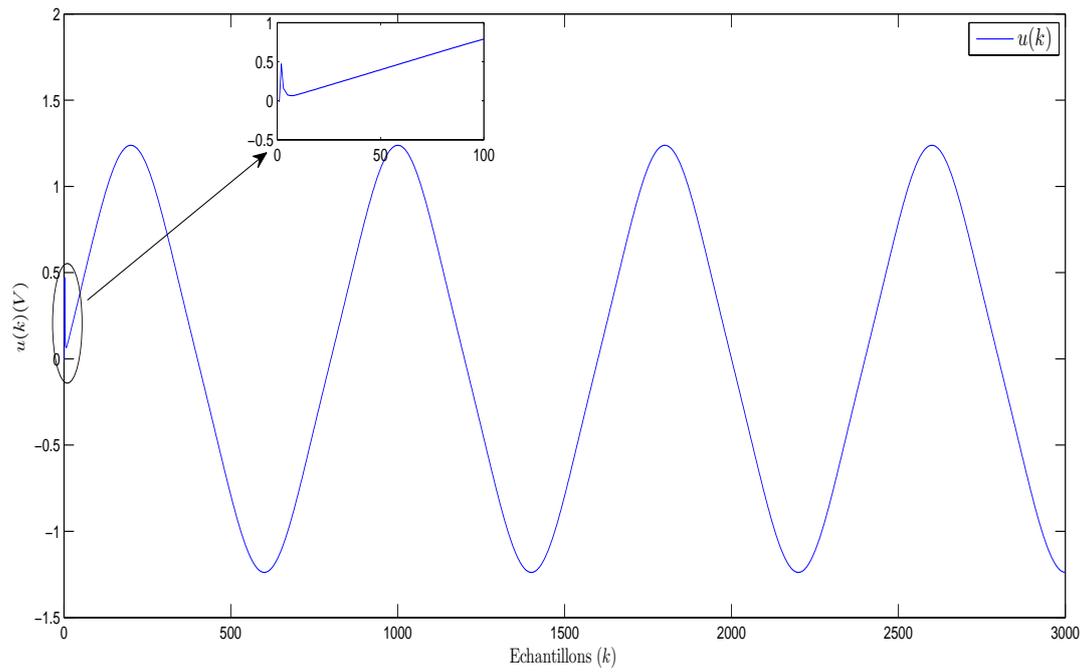


FIGURE 4.2 – Signal de commande $u(k)$.

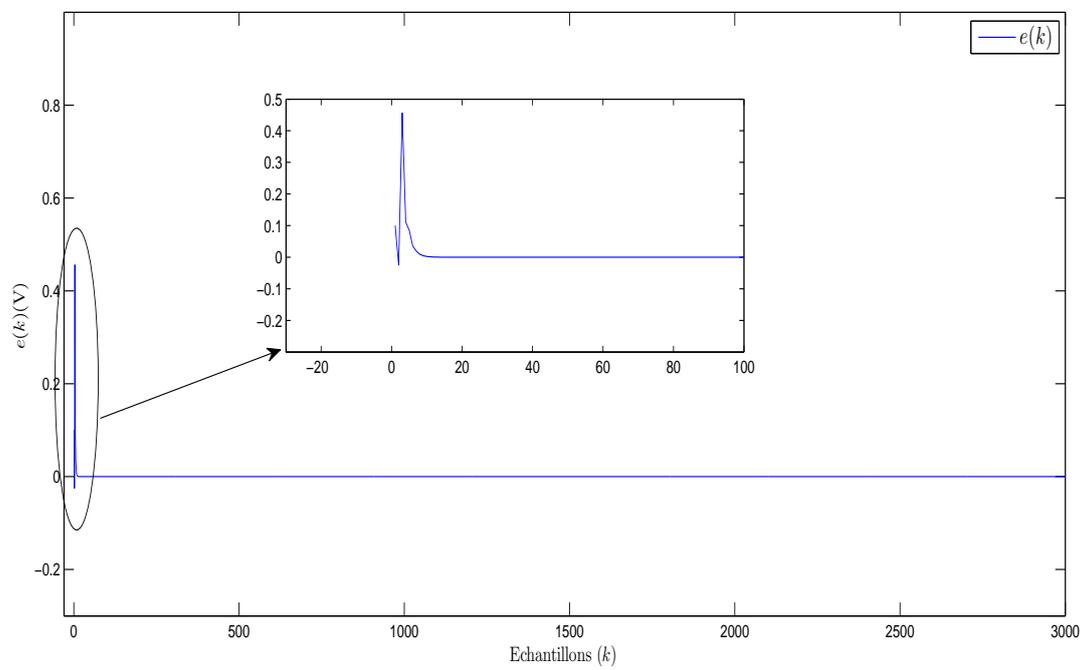


FIGURE 4.3 – Signal de l'erreur $e(k)$.

4.6.2 Exemple 2

Considérons le système non linéaire incertain discret défini comme suit, Ge et al. [56] :

$$\begin{cases} x_1(k+1) = \frac{x_1^2(k)}{1+x_1^2(k)} + 0.3x_2(k) \\ x_2(k+1) = \frac{x_1(k)}{1+x_1^2(k)+x_2^2(k)} + u(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (4.39)$$

L'objectif de la commande est que ce système suive une trajectoire de référence donnée $y_d(k) = \sin(k\pi/20)$. Les états initiaux du système sont choisis comme $x_1(0) = 0.1, x_2(0) = 0.1$.

Les fonctions d'appartenance pour les états du système $x_i, i = 1, 2$ sont sélectionnées comme :

$$\begin{aligned} \mu_{A_{hi}}^1 &= \exp[-(x+1)^2], \mu_{A_{hi}}^2 = \exp[-(x+0.8)^2], \mu_{A_{hi}}^3 = \exp[-(x+0.6)^2], \\ \mu_{A_{hi}}^4 &= \exp[-(x+0.4)^2], \mu_{A_{hi}}^5 = \exp[-(x+0.2)^2], \mu_{A_{hi}}^6 = \exp[-x^2], \\ \mu_{A_{hi}}^7 &= \exp[-(x-0.2)^2], \mu_{A_{hi}}^8 = \exp[-(x-0.4)^2], \mu_{A_{hi}}^9 = \exp[-(x-0.6)^2], \\ \mu_{A_{hi}}^{10} &= \exp[-(x-0.8)^2], \mu_{A_{hi}}^{11} = \exp[-(x-1)^2], \end{aligned}$$

Les résultats de simulation sont donnés sur les figures 4.4-4.6, sur la figure 4.4 sont représentés les signaux de référence et de sortie du système, où on voit une convergence rapide de la sortie du système $x_1(k)$ vers le signal de référence. Sur la figure 4.5 est représenté le signal de commande $u(k)$ qui est lisse et borné, finalement le signal de l'erreur de poursuite $e(k)$ est donné sur la figure 4.6 qui tend vers zéro rapidement.

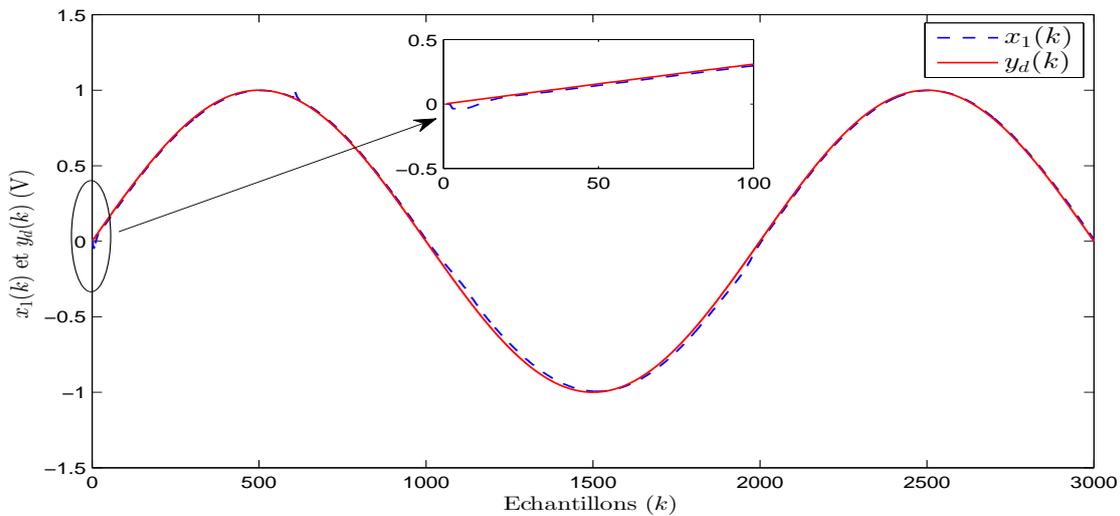


FIGURE 4.4 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$.

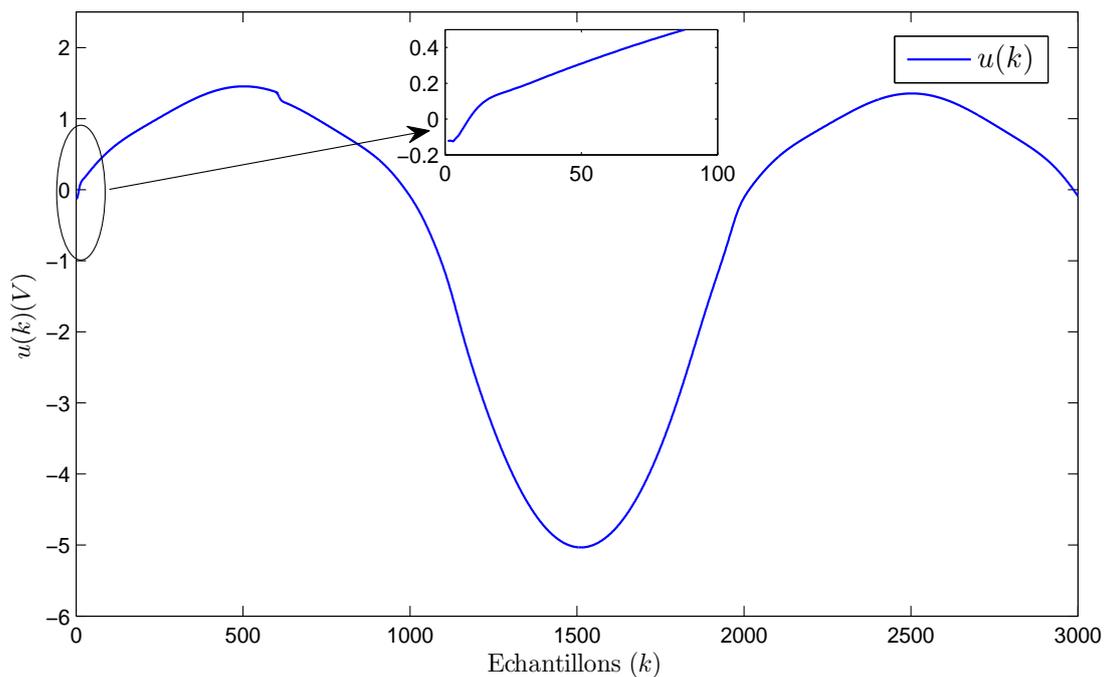


FIGURE 4.5 – Signal de commande $u(k)$.

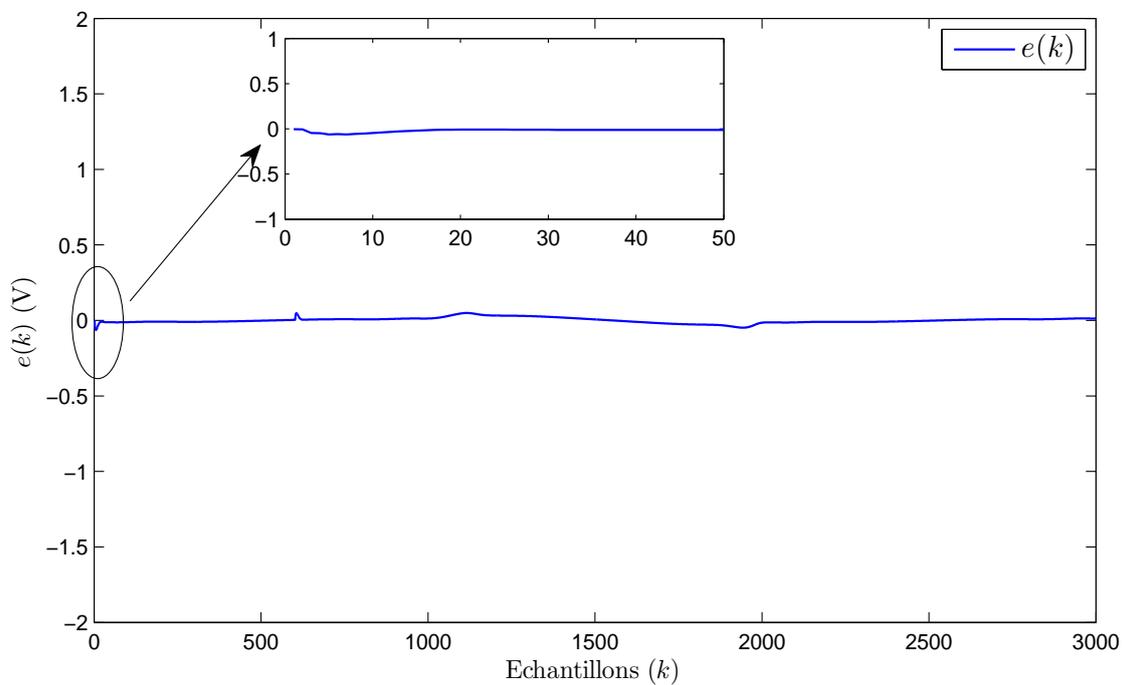


FIGURE 4.6 – Le signal d'erreur $e(k)$.

4.6.3 Exemple 3

Une simulation est réalisée pour un système non-linéaire discret : un navire de course, Boukhalfa et al. [25] donné sous la forme canonique de (4.5).

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k) \\ x_2(k+1) = f(x(k)) + (K/T)u(k) + d(k) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (4.40)$$

où $f(x(k)) = -[a_1x_2(k) + a_2x_2^3(k)]/T$ représente la dynamique du système, et

$$d(k) = \begin{cases} 0, & \text{si } k \leq 600 \\ \tanh(0.5k), & \text{si } k > 600 \end{cases} \quad (4.41)$$

représente la perturbation externe, les conditions initiales sont choisies comme :

$[x_1(0), x_2(0)]^T = [0, 0]$, $a_1 = 0.5$, $a_2 = 30$, $K = 0.5$, $T = 64$. Les fonctions d'appartenance pour les états du système x_i , $i = 1, 2$ sont sélectionnées comme : $\mu(x_i) = e^{(-0.5(x_i+6-2(j+1))^2)}$, $j = 1, \dots, 5$, $\gamma = 10^{-3}$.

$y_d(k) = \sin(k\pi/20)$ est la trajectoire de référence.

La simulation est effectuée où les évolutions temporelles de la variable $x_1(k)$ et la trajectoire de référence $y_d(k)$ est montré sur la figure 4.7. À partir de cette figure, une bonne performance de poursuite est obtenue où le nombre total d'échantillons est de 3000. La figure 4.8 indique que le contrôleur adaptatif flou synergétique proposé $u(k)$ est borné. La trajectoire de l'erreur de poursuite $e(k)$ est illustrée sur la figure 4.9 qui converge vers rapidement zéro. La figure 4.10 indique les évolutions temporelles de la dynamique de $f(k)$ et de son estimé $\hat{f}(k)$, il est montré que l'estimée $\hat{f}(k)$ approches $f(k)$ avec une erreur d'estimation qui converge vers un voisinage de zéro. La figure 4.11 montre la norme du vecteur de paramètres adaptatif $\theta_f(k)$ qui est bornée.

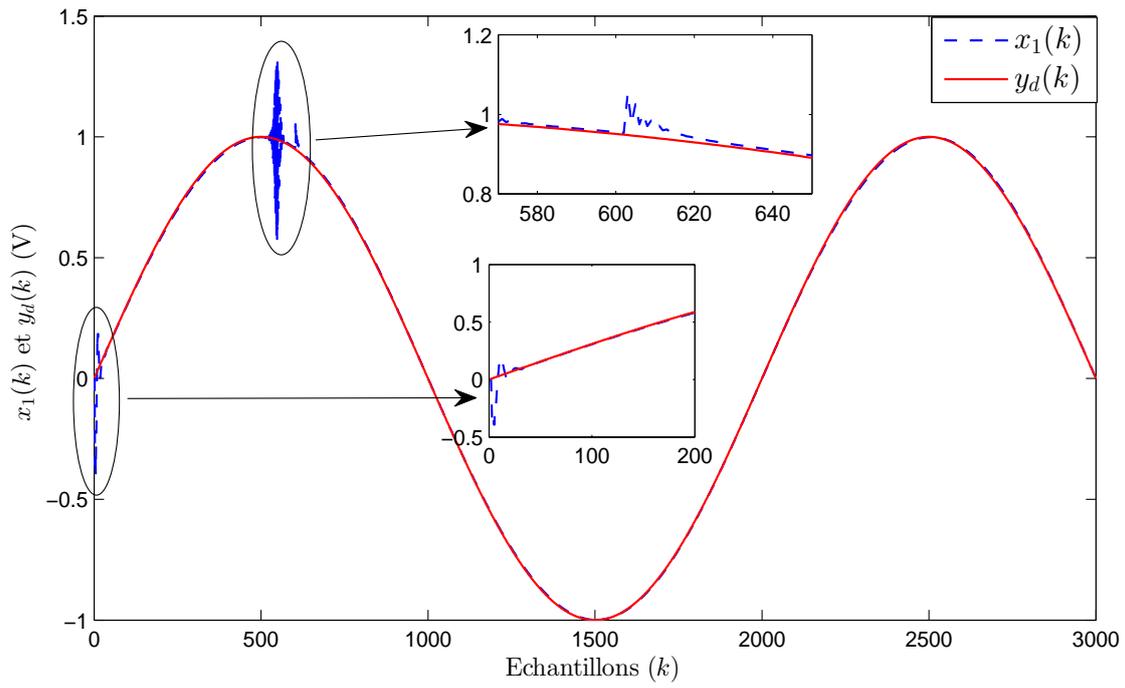


FIGURE 4.7 – Trajectoires des signaux $x_1(k)$ et $y_d(k)$.

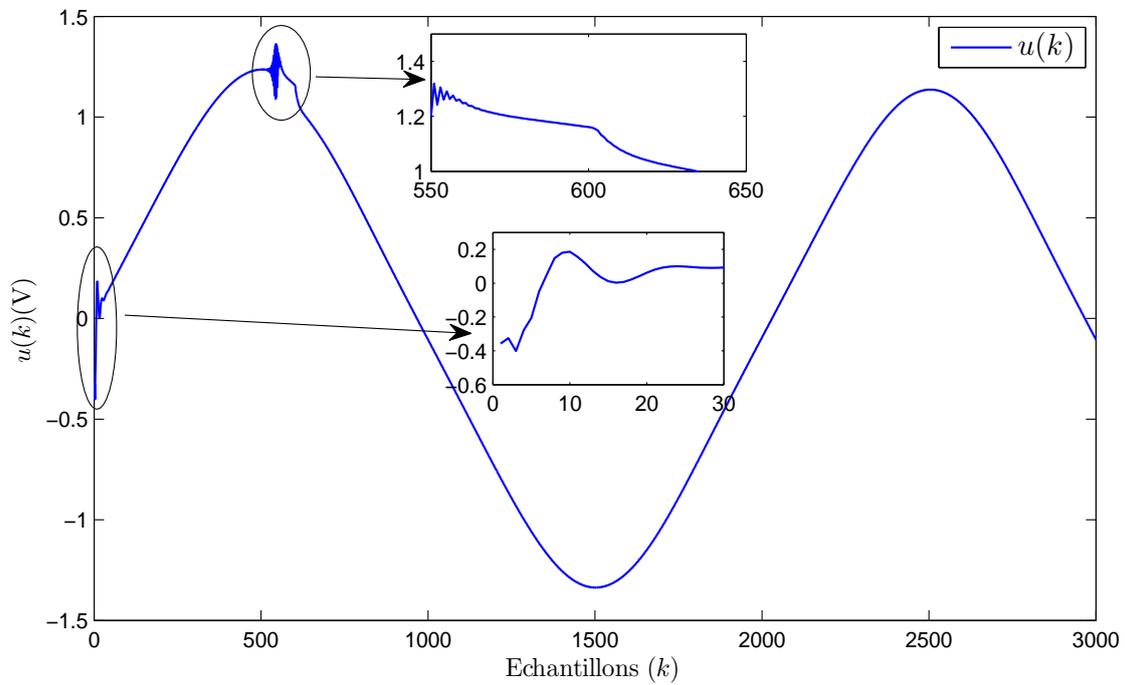


FIGURE 4.8 – Signal de commande $u(k)$.

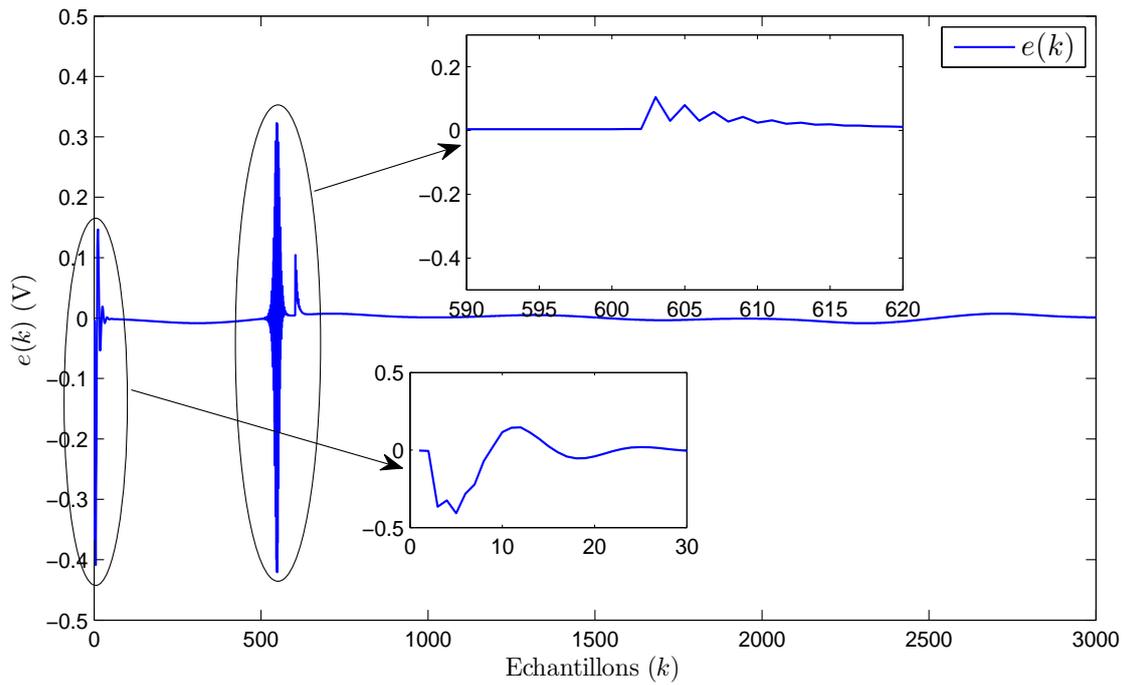


FIGURE 4.9 – Erreur de poursuite $e(k)$.

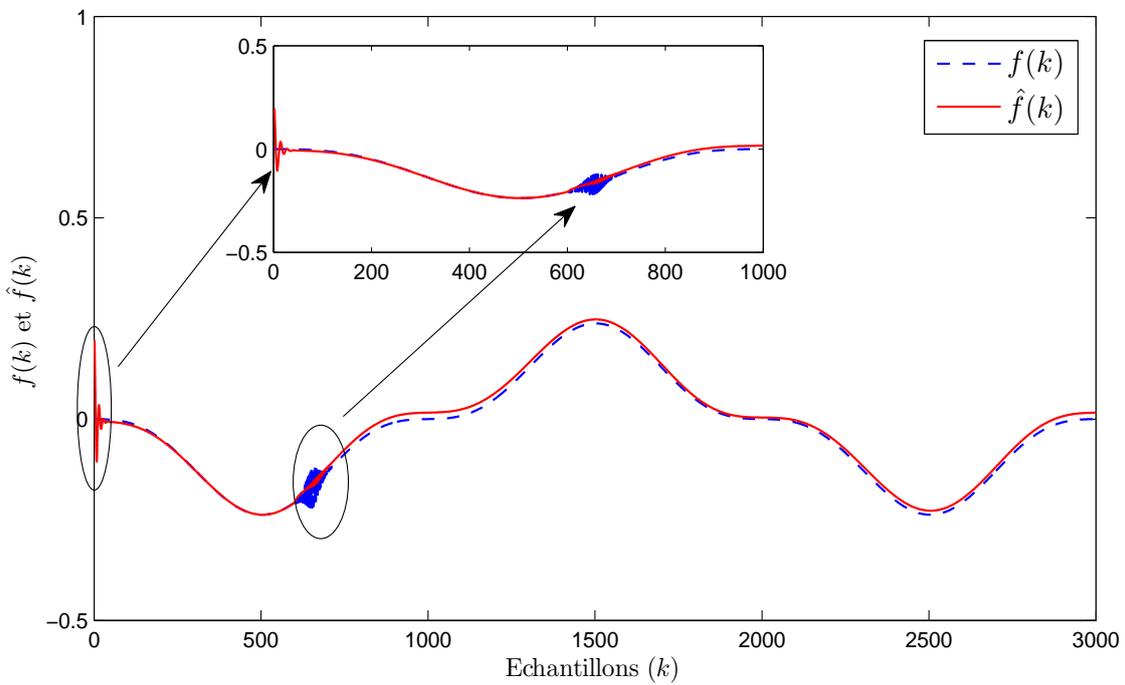
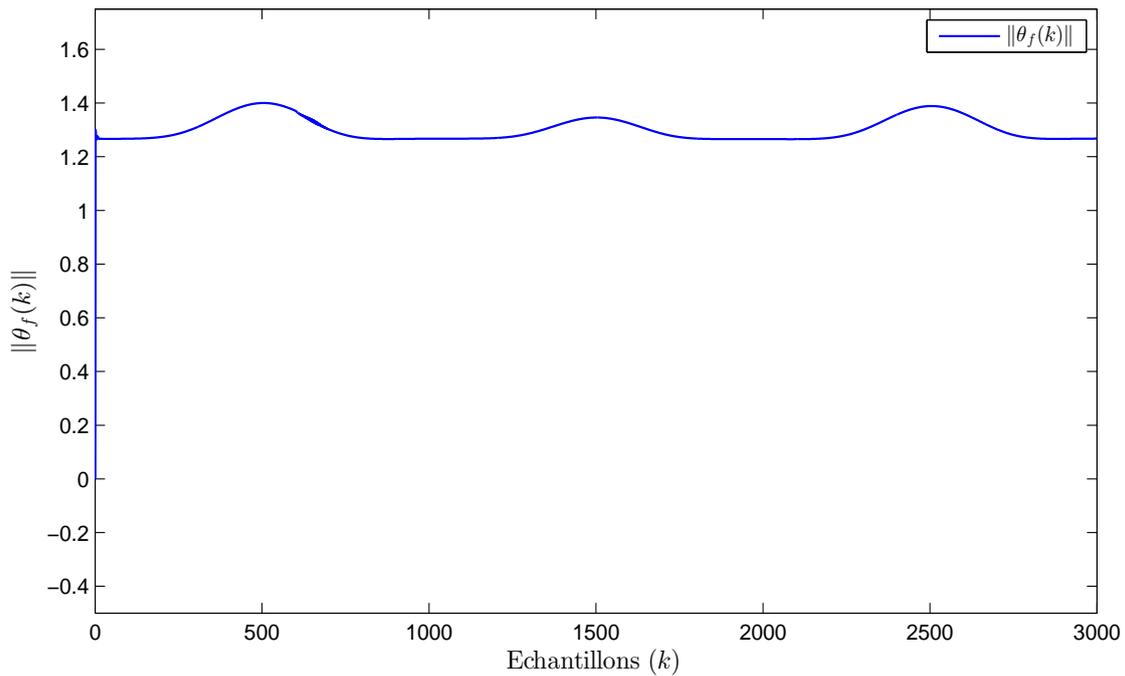


FIGURE 4.10 – La fonction non linéaire $f(k)$ et son estimé $\hat{f}(k)$.

FIGURE 4.11 – Norme de $\theta_f(k)$.

D'après les résultats de simulation obtenus, pour les trois systèmes considérés, on peut voir clairement que tous les signaux sont bornés, que les sorties du système suivent respectivement les signaux de référence avec des erreurs proches de zéro. Le contrôleur ainsi proposé permet d'éliminer le chattering tout en garantissant la robustesse vis à vis des perturbations externes.

4.7 Étude comparative

Afin de mettre en évidence les performances obtenus par application des méthodes proposées et développées dans ce travail pour les trois systèmes non linéaires discrets étudiés.

On a évalué $E(k) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^2(k)$ indice de la somme au carré des erreurs de poursuite et $U(k) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u^2(k)$ indice de la somme au carré du signal de commande sur un intervalle de $N = 3000$ échantillons pour chaque système.

Critère \ Approche	$E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^2(k)$	$U = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u^2(k)$
Optimale	0.0114	1.0656
Backstepping	0.0143	1.0856
Synergétique	0.0089	1.0658

TABLE 4.1 – Performances obtenues par les méthodes proposées pour la commande du premier système.

Critère \ Approche	$E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^2(k)$	$U = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u^2(k)$
Optimale	0.0927	2.4598
Backstepping	0.0816	2.3337
Synergétique	0.0021	0.5704

TABLE 4.2 – Performances obtenues par les méthodes proposées pour la commande du deuxième système.

Critère \ Approche	$E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^2(k)$	$U = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u^2(k)$
Optimale	0.0206	0.8398
Backstepping	0.0399	0.8138
Synergétique	0.0117	0.8334

TABLE 4.3 – Performances obtenues par les méthodes proposées pour la commande du troisième système.

En comparant nos résultats avec ceux dans Zhongming et al. [96], nous pouvons voir que la meilleure performance de suivi est obtenue dans notre travail. La forme des courbes dans le signal de commande de notre étude est plus lisse que celle dans Zhongming et al. [96]. Ainsi, en conclusion, tous les signaux dans le système en boucle fermée sont bornés. Ceci illustre l'efficacité de la technique proposée (synergétique).

D'après cette étude comparative, on peut constater que le contrôleur adaptatif flou synergétique

proposé permet de conférer les meilleures performances en termes d'erreur de poursuite et d'effort de commande pour les trois systèmes non linéaires discrets considérés.

4.8 Conclusion

Le travail considéré dans ce chapitre est constitué d'un contrôleur flou adaptatif synergétique robuste basé sur une classe de systèmes non linéaires discrets. L'analyse de stabilité est basée sur la théorie de Lyapunov. 1. L'algorithme développé a été appliqué aux même trois systèmes considérés dans le chapitre 3, les résultats de simulation montrent que les signaux de commande dans le système en boucle fermée sont bornés et que l'erreur de poursuite est faible. En tant que travail futur, nous nous engagerons à réaliser un observateur d'état dans le cas, où les états du système ne sont pas tous disponibles, et en utilisant le même algorithme pour les systèmes non linéaires chaotiques discrets.

Conclusion générale

Les travaux présentés dans cette thèse de Doctorat ont pour objectif principal le développement de structures de commande adaptative floue combinées à différentes approches telles que l'approche optimale, l'approche par backstepping et l'approche synergétique, pour une classe de systèmes non linéaires discrets incertains SISO. Les systèmes flous qui sont des approxima-teurs universels sont utilisés pour approximer le comportement dynamique inconnu du système non linéaire discret en utilisant les variables d'états mesurées directement comme des entrées. L'étude de la stabilité des systèmes non linéaires discrets, en boucle fermée, est assurée par la synthèse de Lyapunov dans le sens où tous les signaux sont bornés tandis que les paramètres des contrôleurs sont ajustés en ligne via les lois d'adaptation développées.

Pour atteindre l'objectif susmentionné, nous avons présenté dans le **chapitre 1**, un état de l'art sur la commande des systèmes non linéaires discrets.

Le **chapitre 2**, a été consacré au développement d'une loi de commande adaptative floue optimale en utilisant la programmation dynamique heuristique directe pour le problème de poursuite optimale en se basant sur l'erreur de poursuite filtrée, dont laquelle la logique floue a été utilisé pour approximer une fonction "objectif" à minimiser. L'étude de la stabilité est basée sur la synthèse de Lyapunov. La structure de commande ainsi développée a été appliquée à trois systèmes non linéaires discrets.

Ensuite, dans le **chapitre 3** nous avons développé une commande adaptative floue par backstepping, pour des systèmes non linéaires discrets SISO incertains. Les systèmes flous ont été utilisés pour approximer les fonctions non linéaires inconnues. En se basant sur la technique du paramètre minimal d'apprentissage (MLP) pour diminuer le nombre de paramètres mis à jour, ce qui réduit considérablement la charge de calcul et résout le problème d'augmentation de la complexité inhérent à la technique du backstepping, une structure de commande a été développée et validée par simulation, sous l'environnement Matlab, à travers les trois mêmes systèmes considérés dans le chapitre précédent.

Le **chapitre 4** est consacré au développement d'une structure de commande adaptative floue synergétique pour une classe de systèmes non linéaires discrets incertains SISO. Les systèmes flous sont utilisés pour approximer les dynamiques du système. Connue par sa robustesse vis à vis des incertitudes paramétriques et des perturbations et sa simplicité de mise en œuvre, la commande synergétique a été utilisée. Pour assurer la stabilité en boucle fermée, la méthode d'analyse de Lyapunov a été utilisée pour la synthèse des lois de commande et les lois d'adaptation. Cette structure de commande a été validée par simulation, sous l'environnement Matlab, à travers les mêmes systèmes considérés dans les deux chapitres précédents.

Les résultats de simulation obtenus ont mis en évidence les performances des trois approches développées.

Une étude comparative des trois techniques de commande proposées et développées pour les trois systèmes non linéaires discrets SISO considérés a montré que le contrôleur adaptatif flou synergétique proposé réalise le meilleur compromis entre l'erreur de poursuite et l'effort de commande fourni.

L'ensemble des travaux menés dans le cadre de cette thèse a permis de constituer des pistes de recherches intéressantes pour nos travaux à venir. À court terme une validation expérimentale des approches de commande proposées permettra de confirmer les résultats obtenus par simulation.

Bibliographie

- [1] L.X. Wang. Fuzzy systems are universal approximators. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, :1163–1170, 1992.
- [2] L.X. Wang. *Adaptive fuzzy systems and control : design and stability analysis*. Prentice-Hall, Inc. Upper Saddle River, NJ, USA, 1994.
- [3] A. Hussain. *Contribution à la commande adaptative robuste par modes glissants*. Thèse de Doctorat, Université de Reims Champagne Ardenne, 9 rue de Québec CS 90396, 10026 Troyes Cedex, 12 2009.
- [4] S. Sam Ge, T. Zhang, T.H. Lee, and C.C. Hang. *Stable Adaptive Neural Network Control*. Kluwer Academic publishers, London, 2002.
- [5] W. Ying-Chung, C. Chiang-Ju, C. Ronghu, and D. Shen. A direct adaptive iterative learning control for nonaffine nonlinear discrete-time systems with unknown control directions. *International Conference on Fuzzy Theory and Its Applications*, pages 1–6, 2016.
- [6] T. H. Yan, B. Wu, B. He, W. H. Li, and R. B.Wang. A novel fuzzy sliding-mode control for discrete-time uncertain system. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016 :1–9, 2016.
- [7] L. Yan-Jun and T. Shaocheng. Adaptive fuzzy control for a class of nonlinear discrete-time systems with backlash. *IEEE Transactions On Fuzzy Systems*, 22(5) :1359 – 1365, 2013.
- [8] X. Qing-Yuan and L. Xiao-Dong. Adaptive fuzzy ILC of nonlinear discrete-time systems with unknown dead zones and control directions. *International journal Of Systems Science*, pages 1–17, 2018.
- [9] W. Guo-Xing and L. Yan-Jun. Adaptive fuzzy-neural tracking control for uncertain nonlinear discrete-time systems in the NARMAX form. *Nonlinear Dynamics*, 66(4) :745–753, 2011.

- [10] T. Ching-Chih, T. Feng-Chun, C. Ya-Ling, and T. Chia-Ta. Adaptive predictive PID control using fuzzy wavelet neural networks for nonlinear discrete-time time-delay systems. *International journal of Fuzzy Systems*, 19(6) :1718–1730, 2017.
- [11] X. Zhongming, Li. Tieshan, L. Fujun, and Y. Xiaohui. Direct adaptive fuzzy control for a class of discrete-time nonlinear systems. *5th International Conference on Information Science and Technology*, pages 1–5, 2015.
- [12] L. Yan-Jun, G. Ying, T. Shaocheng, and Li. Yongming. Fuzzy approximation-based adaptive backstepping optimal control for a class of nonlinear discrete-time systems with dead-zone. *IEEE Transactions On Fuzzy Systems*, 24(1) :16–28, 2016.
- [13] F. Jun, Li. Tai-Fang, C. Tianyou, and Yi. Chun. Sampled-data-based stabilization of switched linear neutral systems. *Automatica*, 72 :92–99, 2016.
- [14] Liu. Wenhui, L. Cheng-Chew, Sh. Peng, and X. Shengyuan. Sampled-data fuzzy control for a class of nonlinear systems with missing data and disturbances. *Fuzzy Sets and Systems*, 306 :63–86, 2017.
- [15] Qi. Chunjiang and D. Haibo. Global output feedback stabilization of a class of nonlinear systems via linear sampled-data control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 57(11) :2934 – 2939, 2012.
- [16] D. Haibo, Qi. Chunjiang, and Li. Shihua. Global stabilization of a class of uncertain upper-triangular systems under sampled-data control. *International journal of Robust and Nonlinear Control*, 23(6) :620–637, 2013.
- [17] W. Zhihui, Zh. Junyong, Ai. Weiqing, and Fe. Shumin. Global practical tracking for a class of uncertain nonlinear systems via sampled-data control. *Applied Mathematics and Computation*, 260(1) :257–268, 2015.
- [18] H. Hangfeng, G. Xianwen, and Qi. Wenhai. Sampled-data control of asynchronously switched nonlinear systems via T-S fuzzy model approach. *Applied Mathematics and Computation*, 11(16) :2817–2823, 2017.
- [19] Ma. Jun, Xi. Zhengrong, Zh. Guisheng, and Gu. Jian. Adaptive practical stabilization of a class of uncertain nonlinear systems via sampled-data control. *Nonlinear Dynamics*, 92(4) :1679–1694, 2018.

- [20] Li. Shi, Gu. Jian, and Xi. Zhengrong. Sampled-data adaptive prescribed performance control of a class of nonlinear systems. *Neurocomputing*, 283 :282–292, 2018.
- [21] Z. Xi and T. Hesketh. Discrete time integral sliding mode control for systems with matched and unmatched uncertainties. *IET Control Theory and Applications*, 4(5) :889–896, 2010.
- [22] Gu. Shenghui, Zh. Fanglai, W. Zhang, H. Stanislaw, and Ji. Zhang. Fault detection and reconstruction for discrete nonlinear systems via takagi-sugeno fuzzy models. *International journal of Control, Automation and Systems*, 16(4) :1–12, 2018.
- [23] Ga. Weinan, Li. Yiyang, Ad. Odekunle, Yu. Yunjun, and Lu. Pingli. Adaptive dynamic programming and cooperative output regulation of discrete-time multi-agent systems. *International journal of Control, Automation and Systems*, 16(4) :25–34, 2018.
- [24] L. Won-Ki, Hy. Chang-Ho, Le. Heejin, K. Euntai, and P. Mignon. Model reference adaptive synchronization of T-S fuzzy discrete chaotic systems using output tracking control. *Chaos, Solitons and Fractals*, 34(5) :1590–1598, 2007.
- [25] A. Boukhalfa, F. Khaber, and N. Essounbouli. Synergetic adaptive fuzzy control for a class of nonlinear discrete-time systems. *International journal of Control, Automation and Systems*, 16(4) :1981–1988, 2018.
- [26] H. Zhang, H. Qin, and G. Chen. Adaptive control of chaotic systems with uncertainties. *International journal of Bifurcation and Chaos*, 8(10) :2041–2046, 1998.
- [27] Cc. Hua, Xp. Guan, and P. Shi. Adaptive feedback control for a class of chaotic systems. *Chaos, Solitons & Fractals*, 23 :757–765, 2005.
- [28] M. Chen, Cs. Jiang, B. Jiang, and Qx. Wu QX. Sliding mode synchronization controller design with neural network for uncertain chaotic systems. *Chaos, Solitons & Fractals*, 39 :1856–1863, 2009.
- [29] M. Chen and Wh. Chen. Robust adaptive neural network synchronization controller design for a class of time delay uncertain chaotic systems. *Chaos, Solitons & Fractals*, 41 :2716–2724, 2009.
- [30] Sc. Tong and HX. Li. Fuzzy adaptive sliding-mode control for MIMO nonlinear systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 11(3) :354–360, 2003.
- [31] Dj. Li. Adaptive output feedback control of uncertain nonlinear chaotic systems based on dynamic surface control technique. *Nonlinear Dynamics*, 68(1) :235–243, 2012.

- [32] Dj. Li. Adaptive neural network control for unified chaotic systems with dead-zone input. *Journal of Vibration and Control*, 21(12) :2446–2451, 2013.
- [33] Cl. Chen, Yj. Liu, and Gx. Wen. Fuzzy neural network-based adaptive control for a class of uncertain nonlinear stochastic systems. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 44 :583–593, 2013.
- [34] Cl. Chen, Gx. Wen, Yj. Liu, and Fy. Wang. Adaptive consensus control for a class of nonlinear multi-agent time-delay systems using neural networks. *IEEE Transactions On Neural Networks and Learning Systems*, 25(6) :1217–1226, 2014.
- [35] Q. Hu. Robust adaptive sliding mode attitude maneuvering and vibration damping of three-axis-stabilized flexible spacecraft with actuator saturation limits. *Nonlinear Dynamics*, 54 :301–321, 2009.
- [36] Q. Hu, G. Ma, and L. Xie. Robust and adaptive variable structure output feedback control of uncertain systems with input nonlinearity. *Automatica*, 44 :552–559, 2008.
- [37] Q. Hu and G. Ma. Adaptive variable structure controller for spacecraft vibration reduction. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 44 :861–876, 2008.
- [38] Cg. Yang, S. Ge, C. Xiang, Ch. Tianyou, and T. H. Lee. Output feedback NN control for two classes of discrete-time systems with unknown control directions in a unified approach. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 19(11) :1873–1886, 2008.
- [39] Y.S. Yang, T.S. Li, and X.F. Wang. Robust adaptive neural network control for strict-feedback nonlinear systems via small-gain approaches. *Lecture Notes in Computer Science*, 39(72) :888–897, 2006.
- [40] Zj. Li, Jx. Li, and Y. Kang. Adaptive robust coordinated control of multiple mobile manipulators interacting with rigid environments. *Automatica*, 46(12) :2028–2034, 2010.
- [41] Zj. Li, Xq. Gao, and N. Ding. Adaptive fuzzy control for synchronization of nonlinear teleoperators with stochastic time-varying communication delays. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 19(4) :745–757, 2011.
- [42] Zj. Li, Cg. Yang, N. Ding, S. Bogdan, and T. Ge. Robust adaptive motion control for remotely operated vehicles with velocity constraints. *International journal of Control, Automation, and System*, 10 :421–429, 2012.
- [43] H. Li, H. Gao, P. Shi, and X. Zhao. Fault-tolerant control of markovian jump stochastic system with augmented sliding mode observer approach. *Automatica*, 50(7) :1825–1834, 2014.

- [44] H. Li, X. Jing, and H. Karimi. Output-feedback based H-infinity control for active suspension systems with control delay. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(1) :436–446, 2014.
- [45] Dj. Li. Neural network control for a class of continuous stirred tank reactor process with dead-zone input. *Neurocomputing*, 131 :453–459, 2014.
- [46] Sc. Tong, B. Chen, and Yf. Wang. Fuzzy adaptive output feedback control for MIMO nonlinear systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 156(2) :285–299, 2005.
- [47] Sc. Tong, Cl. Liu, and Ym. Li. Fuzzy-adaptive decentralized output-feedback control for large-scale nonlinear systems with dynamical uncertainties. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 18(5) :845–861, 2010.
- [48] Sc. Tong, Y. Li, Ym. Li, and Yj. Liu. Observer-based adaptive fuzzy backstepping control for a class of stochastic nonlinear strict-feedback systems. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, 41(6) :1693–1704, 2011.
- [49] S. Yamamoto, T. Hino, and T. Ushio. Dynamic delayed feedback controllers for chaotic discrete-time systems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I : Fundamental Theory and Applications*, 48(6) :785–789, 2001.
- [50] J. Lu, R. Wei, X. Wang, and Z. Wang. Backstepping control of discrete time chaotic systems with application to the henon systems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I : Fundamental Theory and Applications*, 48(11) :1359–1363, 2001.
- [51] Qm. Yang and S. Jagannathan. Reinforcement learning controller design for affine nonlinear discrete-time systems using online approximators. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(2) :377–390, 2012.
- [52] Ck. Lin. A reinforcement learning adaptive fuzzy controller for robots. *Fuzzy Sets and Systems*, 137(3) :339–352, 2003.
- [53] L. Tang, L. Liu, and Yj. Liu. Adaptive control design for arneodo chaotic system with state constraint. *Journal of Vibration and Control*, 21(10) :1968–1975, 2013.
- [54] L. Yang, J. Si, Ks. Tsakalis, and Aa. Rodriguez. Direct heuristic dynamic programming for nonlinear tracking control with filtered tracking error. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 39(6) :1617–1622, 2009.
- [55] Sofiane Doudou. *Contribution à la commande moderne des systèmes non linéaires multivariables non affines*. Thèse de Doctorat, Université de Sétif1, Algérie, 2013.

- [56] S. S. Ge, G. Y. Li, and T. H. Lee. Adaptive NN control for a class of strict-feedback discrete-time nonlinear systems. *Automatica*, 39(5) :807–819, 2003.
- [57] L.X. Wang. Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1 :146–155, 1993.
- [58] T. Shaocheng, Ch. Li, and Yo. Li. Fuzzy adaptive observer backstepping control for MIMO nonlinear systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 160(19) :2755–2775, 2009.
- [59] T. Shaocheng, Su. Shuai, and Li. Yongming. Fuzzy adaptive output feedback control of MIMO nonlinear systems with partial tracking errors constrained. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 23(4) :729–742, 2015.
- [60] T. Shaocheng, H. Xiang-Lei, and Zh. Hua-Guang. A combined backstepping and small-gain approach to robust adaptive fuzzy output feedback control. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 17(5) :1059–1069, 2009.
- [61] Ch. Weishengn, Ji. Licheng, Li. Ruihong, and Li. Jing. Adaptive backstepping fuzzy control for nonlinearly parameterized systems with periodic disturbances. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 18(4) :674–685, 2010.
- [62] K. Ogata. *Discrete-Time Control Systems, Second edition*. Prentice Hall, NJ, USA, 1995.
- [63] S. Yongkyu and W. J. Grizzle. Adaptive output-feedback control of a class of discrete-time nonlinear systems. *Proc of American Control Conference*, pages 1359–1364, 1993.
- [64] C. Fu-Chuang and H.K. Khalil. Adaptive control of a class of nonlinear discrete-time systems using neural networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 40(5) :791–801, 1995.
- [65] S. Jagannathan and F.L. Lewis. Discrete-time neural net controller for a class of nonlinear dynamical systems. *International journal of Control*, 41(11) :1693–1699, 1996.
- [66] Ye. Po-chiang and P. V. Kokotovic. Adaptive control of a class of nonlinear discrete-time systems. *International journal of Control*, pages 303–324, 1995.
- [67] We. Guo-Xing, Li. Yan Jun, T. Shao-Cheng, and Li. Xiao-Li. Adaptive neural output feedback control of nonlinear discrete-time systems. *Nonlinear Dynamics*, 65(1) :65–75, 2011.
- [68] S.S. Ge, G.Y. Li, and T.H. Lee. Correction to «adaptive NN control for a class of strict-feedback discrete-time nonlinear systems». *Automatica*, 44 :1930–1931, 2008.

- [69] S.S.Ge, J. Zhang, and T.H Lee. Adaptive neural networks control for a class of MIMO nonlinear systems with disturbances in discrete-time. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 34 :1630–1645, 2004.
- [70] S.S. Ge, G.Y. Li, J. Zhang, and T.H Lee. Direct adaptive control for a class of MIMO nonlinear systems using neural networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 49 :2001–2006, 2004.
- [71] J. Zhang, S.S. Ge, and T.H Lee. Output feedback control of a class of discrete MIMO nonlinear systems with triangular form inputs. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 16 :1491–1503, 2005.
- [72] A.Y. Alanis, E.N. Sanchez, and A.G. Loukianov. Discrete-time adaptive backstepping nonlinear control via high-order neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18 :1185–1195, 2007.
- [73] S.S. Ge, C.Yang, and T.H.Lee. Adaptive robust control of a class of nonlinear strict-feedback discrete-time systems with unknown control directions. *Systems & Control Letters*, 57 :888–995, 2008.
- [74] C.G. Yang, S.S. Ge, C. Xiang, T.Y. Chai, and T.H. Lee. Output feedback NN control for two classes of discrete-time systems with unknown control directions in a unified approach. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 19 :1873–1886, 2008.
- [75] Q.M. Zhu and L.Z.Guo. Stable adaptive neuron control for nonlinear discrete-time systems. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 15 :653–662, 2004.
- [76] J. Vance and S. Jagannathan. Discrete-time neural network output feedback control of nonlinear discrete-time systems in non-strict form. *Automatica*, 44(5) :1020–1027, 2008.
- [77] J. Vance and S. Jagannathan. Adaptive predictive control using neural network for a class of pure-feedback systems in discrete-time. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 19 :1599–1614, 2008.
- [78] W.S. Chen. Adaptive NN control for discrete-time pure-feedback systems with unknown control direction under amplitude and rate actuator constraints. *ISA Transactions*, 48 :304–311, 2009.
- [79] Y.S. Yang and J.S. Ren. Adaptive fuzzy robust tracking controller design via small gain approach and its application. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 11 :783–795, 2003.

- [80] S.C. Tong, Y.M. Li, G. Feng, and T.S. Li. Observer based adaptive fuzzy backstepping dynamic surface control for a class of MIMO nonlinear systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 41(4) :1124–1135, 2011.
- [81] Y.M. Li, S.C. Tong, and T.S. Li. Observer-based adaptive fuzzy tracking control of MIMO stochastic nonlinear systems with unknown control direction and unknown dead-zones. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2014.
- [82] Li. Yan-Jun and We. Wang. Adaptive fuzzy control for a class of uncertain non affine nonlinear systems. *Information Sciences*, 177 :3901–3917, 2007.
- [83] T.S. Li, S.C. Tong, and G. Feng. A novel robust adaptive fuzzy tracking control for a class of nonlinear multi-input/multi-output systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 18 :150–160, 2010.
- [84] T.S. Li, D. Wang, and N.X. Chen. Adaptive fuzzy control of uncertain MIMO nonlinear systems in block-triangular forms. *Nonlinear Dynamics*, 63 :105–123, 2011.
- [85] T.S. Li, D. Wang, G. Feng, and S.C. Tong. A DSC approach to robust adaptive NN tracking control for strict-feedback nonlinear systems. *IEEE Trans Syst Man Cybern Part B Cybern*, 40 :915–927, 2010.
- [86] C. Bing, Li. Xiaoping, Li. Kefu, and Li. Chong. Direct adaptive fuzzy control of nonlinear strict-feedback systems. *Automatica*, 45(6) :1530–1535, 2009.
- [87] H. Sayama. *Introduction to the Modeling and Analysis of Complex Systems*. Open SUNY Textbooks, Milne Library, State University of New York at Geneseo, 2015.
- [88] E. N. Lorenz. Deterministic nonperiodic flow. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 20(2) :130–141, 1963.
- [89] S. H. Strogatz. *Nonlinear Dynamics and Chaos : With Applications to Physics, Biology, Chemistry, and Engineering*. Perseus books Publishing, L.L.C, USA, 1994.
- [90] Je. J. Slotine and Li. Weiping. *Applied Nonlinear Control*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA, 1991.
- [91] T. Basar and G. J. Olsder. *Dynamic Noncooperative Game Theory*. Academic Press, 2nd edition, New York, USA, 1995.

- [92] Xy. Wang and Yj. He. Projective synchronization of fractional order chaotic system based on linear separation. *Physics Letters A*, 372(4) :435–441, 2008.
- [93] Xy. Wang, Fz. Nian, and G. Guo. High precision fast projective synchronization in chaotic (hyperchaotic) systems. *Physics Letters A*, 373(20) :1754–1761, 2009.
- [94] Ga. Ying and Li. Yan-Jun. Adaptive fuzzy optimal control using direct heuristic dynamic programming for chaotic discrete-time system. *Journal of Vibration and Control*, 22(2) :595–603, 2014.
- [95] W. John. *Encyclopedia of Business Analytics and Optimization*. Business science reference : an imprint of IGI Global, USA, 2014.
- [96] Xi. Zhongming, Li. Tieshan, and Li. Zifu. A novel single fuzzy approximation based adaptive control for a class of uncertain strict-feedback discrete-time nonlinear systems. *Neurocomputing*, 39(167) :179–186, 2015.
- [97] Y.J. Liu, G.X. Wen, and S.C. Tong. Direct adaptive NN control for a class of discrete-time nonlinear strict-feedback systems. *Neurocomputing*, 73 :2498–2505, 2010.
- [98] Y.J. Liu and S.C. Tong. Adaptive neural network tracking control of uncertain nonlinear discrete-time systems with non affine dead-zone input. *IEEE Trans Cybern*, 45(3) :497–505, 2015.
- [99] Y.J. Liu, L. Tang, S.C. Tong, C.L.P. Chen, and D.J. Li. Reinforcement learning design-based adaptive tracking control with less learning parameters for nonlinear discrete-time MIMO systems. *IEEE Trans Neural Networks Learn Syst*, 26(1) :165–176, 2015.
- [100] Y.J. Liu, C.L. Philip Chen, G.X. Wen, and S.C. Tong. Adaptive neural output feedback tracking control for a class of uncertain discrete-time nonlinear systems. *IEEE Trans Neural Networks*, 22(1) :1162–1167, 2011.
- [101] G.X. Wen, Y.J. Liu, and C.L Philip Chen. Direct adaptive robust NN control for a class of discrete-time nonlinear strict-feedback SISO systems. *Neural Comput Appl*, 21(1) :1423–1431, 2012.
- [102] Y.J. Liu, L. Tang, S.C. Tong, and C.L. Philip Chen. Adaptive NN controller design for a class of nonlinear MIMO discrete-time systems. *IEEE Trans Neural Networks Learn Syst*, pages 2498–2505, 2014.

- [103] G. Sun, D. Wang, T.S. Li, Z.H. Peng, and H. Wang. Single neural network approximation based adaptive control for a class of nonlinear systems in strict-feedback form. *Nonlinear Dyn*, 72 :175–184, 2013.
- [104] G. Sun, D. Wang, and Z.H. Peng. Adaptive control based on single neural network approximation for nonlinear pure-feedback systems. *IET Control Theory Appl*, 6 :2387–2396, 2012.
- [105] K. Tanaka and H.O. Wang. *Fuzzy Control Systems Design and Analysis : A Linear Matrix Inequality Approach*. Wiley, New York, 2001.
- [106] G. Feng. A survey on analysis and design of model-based fuzzy control systems. *IEEE Tran Fuzzy Syst*, 14 :676–696, 2006.
- [107] H.F. Ho, Y.K. Wong, and A.B. Rad. Adaptive fuzzy sliding mode control with chattering elimination for nonlinear SISO systems. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 17(7) :1119–1210, 2009.
- [108] P.J. Olver and C. Shakiban. Indirect adaptive fuzzy control for a class of nonlinear discrete-time system. *Applied Linear Algebra*, 2005.
- [109] E. Bora and A. Erdinç. Design and implementation of a hybrid fuzzy logic controller for a quadrotor VTOL vehicle. *International journal of Control, Automation, and Systems*, 10(1) :61–70, 2012.
- [110] S. Ning, W. Yiming, F. Yongchun, and H. Chen. Nonlinear antiswing control for crane systems with double-pendulum swing effects and uncertain parameters : Design and experiments. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 12(99) :1–10, 2017.
- [111] Yu. Lei, Fe. Shumin, and Li. Xun. RBF neural networks-based robust adaptive tracking control for switched uncertain nonlinear systems. *International journal of Control, Automation, and Systems*, 10(2) :437–443, 2012.
- [112] B. Dexu, S. Wei, Y. Hongshan, W. Cong, and H. Zhang. Adaptive robust control based on RBF neural networks for duct cleaning robot. *International journal of Control, Automation, and Systems*, 13(2) :1–13, 2015.
- [113] Li. Yongming, T. Shaocheng, Li. Lu, and F. Gang. Adaptive output-feedback control design with prescribed performance for switched nonlinear systems. *Automatica*, 80 :225–231, 2017.
- [114] R. Olympia and T. Slavov. PID controller tuning based on metaheuristic algorithms for bioprocess control. *Biotechnology & Biotechnological Equipment*, 26(5) :3267–3277, 2012.

- [115] Li. Yongming, Su. Shuai, and T. Shaocheng. Adaptive fuzzy control design for stochastic nonlinear switched systems with arbitrary switchings and unmodeled dynamics. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 47(2) :403–414, 2017.
- [116] Wu. Chengwei, Li. Jianxing, Y. Xiong, and Wu. Ligang. Observer-based adaptive fault-tolerant tracking control of nonlinear nonstrict-feedback systems. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 12(99) :1–12, 2017.
- [117] S. Ning, F. Yongchun, H. Chen, and Lu. Biao. Amplitude-saturated nonlinear output feedback anti-swing control for underactuated cranes with double-pendulum cargo dynamics. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64(3) :2135–2146, 2017.
- [118] S. Ning, F. Yongchun, H. Chen, F. Yiming, and L. Biao. Nonlinear stabilizing control for ship-mounted cranes with ship roll and heave movements : Design, analysis, and experiments. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, 12(99) :1–13, 2017.
- [119] Q. Ruiyun, T. Gang, and X. Yao. Adaptive control of discrete-time state-space T-S fuzzy systems with general relative degree. *Fuzzy Sets and Systems*, 127 :22–40, 2013.
- [120] Wu. Chengwei, Li. Jianxing, Li. Hongyi, and Wu. Ligang. Adaptive fuzzy control for nonlinear networked control systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, 47(8) :2420–2430, 2017.
- [121] Z. Bouchama, N. Essounbouli, M.N. Harmas, and K. Saoudi. Reaching phase free adaptive fuzzy synergetic power system stabilizer. *International journal of Electrical Power & Energy Systems*, 77 :43–49, 2016.
- [122] D. Da-Wei, L. Xiaoli, Y. Wang, and Z. Shi. Non-fragile H_∞ fuzzy filtering for discrete-time nonlinear systems. *IET Control Theory & Applications*, 6 :848–857, 2013.
- [123] Q. Ruiyun and A.B. Mietek. Stable indirect adaptive control based on discrete-time T-S fuzzy model. *Fuzzy Sets and Systems*, 159 :900–925, 2008.
- [124] L. Haitao and Z. Tie. Fuzzy sliding mode control of robotic manipulators with kinematic and dynamic uncertainties. *J. Dyn. Sys., Meas., Control*, 134(6), 2008.
- [125] S. Larguech, S. Aloui, P. Olivier, A. El-Hajjaji, and A. Chaari. Fuzzy sliding mode control for turbocharged diesel engine. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 138(1), 2015.

- [126] Q. Ruiyun, T. Gang, J. Bin, and T. Chang. Adaptive control schemes for discrete-time T-S fuzzy systems with unknown parameters and actuator failures. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 20 :471–486, 2012.
- [127] A. Kolesnikov, G. Veselov, A. Kuzmenko, A. Popov, and A. Kuzmenko. *Modern Applied Control Theory :Synergetic Approach in Control Theory*. TSURE Press, Moscow-Taganrog, 2, Moscow, 2000.
- [128] A. Kolesnikov, A. Monti, F. Ponci, E. Santi, and R. Dougal. Synergetic synthesis of DC-DC boost converter controllers : Theory and experimental analysis. *Proc. Int. Conf. of IEEE Applied Power Electronics Conference*, 1 :409–415, 2002.
- [129] Qi. Wang, F. Jiuchao, and Li. Tao. Analysis of the synergetic control based on variable structure and application of power electronics. *Proc. Int.Conf. on Information Engineering and Computer Science*, 1 :354–360, 2009.
- [130] L.X. Wang. Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1 :146–155, 1993.
- [131] B. Kosko. Fuzzy systems as universal approximators. *Proc. Int. Conf. IEEE Fuzzy Systems*, 1 :1329–1333, 1992.
- [132] M. Bilal Kadri. Comparison of fuzzy identification schemes for robust control performance of an adaptive fuzzy controller. *Arabian journal for Science and Engineering*, 39(3) :2013–2019, 2014.
- [133] A.M. Zaki, M. El-Bardini, F.A.S. Soliman, and M. Sharaf. Embedded indirect adaptive fuzzy controller based on T-S fuzzy inverse model. *Arabian journal for Science and Engineering*, 7(9) :1–11, 2013.
- [134] L.X. Wang. *Adaptive fuzzy systems and control : design and stability analysis*. Prentice-Hall, USA, 1994.
- [135] H. Sheng, W. Huang, T. Zhang, and H. Xianghua. Robust adaptive fuzzy control of compressor surge using backstepping. *Arabian journal for Science and Engineering*, 39(12) :9301–9308, 2014.
- [136] J. T. Spooner, M. Maggiore, R. Ordonez, and K. M. Passino. *Stable adaptive control and estimation for nonlinear systems : neural and fuzzy approximation techniques*. John Wiley & Sons, New York, 2002.

-
- [137] K. Kim, E.J. Whang, P. Chang-Woo, K. Euntai, and P. Mignon. A TSK fuzzy inference algorithm for online identification. *International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, pages 179–188, 2005.

Résumé : Les travaux menés dans le cadre de cette thèse ont pour objectif le développement de structures de commande floue adaptative combinées à différentes approches telles que l'approche optimale, le backstepping et l'approche synergétique pour une classe de systèmes non linéaires discrets SISO incertains et perturbés. Dans cette optique, trois structures de commande floue robuste basées sur les techniques susmentionnées ont été développées. Les systèmes flous sont utilisés pour approximer les dynamiques des systèmes non linéaires où certains de leurs paramètres sont adaptés en ligne afin de garantir la stabilité du système en boucle fermée au sens de Lyapunov. La première technique utilise la programmation dynamique heuristique directe basée sur l'erreur de poursuite filtrée pour le problème de poursuite optimale tout en minimisant une fonction « objectif ». La deuxième approche utilise la méthode du backstepping en se basant sur la technique du paramètre minimal d'apprentissage (MLP) afin de résoudre le problème de l'explosion de la complexité inhérent à la technique du backstepping. La troisième approche basée sur la commande synergétique, offre la robustesse vis à vis des incertitudes et des perturbations externes tout en garantissant un fonctionnement à fréquence de commutation constante. Ces trois structures de commande ont été validées, par simulation sous l'environnement Matlab, à travers trois systèmes non linéaires discrets SISO.

Mots clés-Systèmes flous, commande adaptative, commande optimale, commande par backstepping, commande synergétique, synthèse de Lyapunov, systèmes non linéaires discrets SISO incertains.

Abstract : The aim of this thesis is to develop adaptive fuzzy control structures combined with different approaches such as the optimal approach, backstepping and synergetic approach for a class of non-linear discrete systems SISO uncertain and perturbed. In this perspective, three robust fuzzy control structures based on the above techniques have been developed. Fuzzy systems are used to approximate the dynamics of nonlinear systems where some of their parameters are adapted online to ensure the stability of the closed loop system via Lyapunov synthesis. The first technique uses direct dynamic heuristic programming based on the filtered tracking error for the optimal tracking problem while minimizing an "objective" function. The second approach uses the backstepping technique based on the Minimum Learning Parameter (MLP) technique to solve the problem of the explosion of complexity inherent to the backstepping technique. The third approach based on synergetic control, because of its robustness to external uncertainties and disturbances while ensuring constant switching frequency operation. These three control structures have been validated, by simulation under the Matlab environment, through three non-linear discrete systems SISO.

Keywords - Fuzzy systems, adaptive control, optimal control, backstepping control, synergetic control, Lyapunov synthesis, uncertain SISO nonlinear discrete-time systems.

ملخص: الهدف من هذه الأطروحة هو تطوير تقنيات تحكم ضبابية متكيفة مع مقاربات مختلفة مثل المقاربة المثالية ، المقاربة الخلفية والنهج التآزري لفئة من الأنظمة المنفصلة غير الدقيقة وغير الخطية وحيدة المدخل وحيدة المخرج . من هذا المنظر، تم تطوير ثلاثة تقنيات تحكم ضبابية قوية تستند إلى التقنيات المذكورة أعلاه. تستخدم الأنظمة الضبابية لتقريب ديناميكيات الأنظمة غير الخطية حيث يتم تكيف بعض من وسائطها في خط لضمان استقرار نظام الحلقة المغلقة باستعمال تحليل ليابونوف. يستخدم الأسلوب الأول البرمجة الإرشادية الديناميكية المباشرة استناداً إلى خطأ التعقب الذي تمت تصفيته لحل مشكلة التتبع المثالية مع خفض دالة "الهدف". يستخدم الأسلوب الثاني تقنية التخطيط الرجعي القائمة على تقنية الحد الأدنى لوسيط التعلم (MLP) لحل مشكلة انفجار التعقيد الكامن في تقنية التخطيط الرجعي. النهج الثالث يعتمد على التحكم التآزري بسبب قوتها في حالات عدم اليقين والاضطرابات الخارجية مع ضمان التشغيل عند تردد تبديل ثابت. تم التحقق من صحة تقنيات التحكم الثلاثة هذه عن طريق المحاكاة تحت بيئة Matlab ، من خلال ثلاثة أنظمة غير خطية منفصلة.

الكلمات المفتاحية - الأنظمة الضبابية ، التحكم التكيفي ، التحكم الأمثل ، التحكم الرجعي ، التحكم التآزري ، تحليل ليابونوف ، أنظمة غير خطية منفصلة غير مؤكدة.