

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE DE M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME
DE MASTER EN GENIE ELECTRIQUE

SPECIALITE: AUTOMATIQUE

THEME

**"Commande adaptative floue indirecte pour une
classe de systèmes non linéaires à temps discret
SISO et MIMO."**

Proposé et dirigé par :

- M. BOUKHALFA Abdelouaheb

Présenté par :

- SERRAH Allaeddine

Année Universitaire : 2013 / 2014

N° d'ordre : 103

REMERCIEMENTS

Avant toute chose, je remercie mon **ALLAH** le tout puissant de m'avoir donnée courage, patience et force durant toutes ces années d'étude.

Je tiens à remercier Monsieur **BOUKHALFA Abdelouaheb**, pour la proposition du sujet de ce mémoire et pour ses conseils tout au long de ce travail.

Je remercie tous les membres de ma famille, pour leur encouragement, leur soutien moral et la patience qu'ils m'ont manifestés durant mes études.

Je remercie les membres de jury, qui m'ont fait l'honneur de participer au jugement de ce travail.

Enfin, Je remercie tous mes amis.

DÉDICACES

- ✚ Je dédie ce modeste travail*
- ✚ A tous les membres de ma famille grande et petite.*
- ✚ A ma mère avec toute m'affection.*
- ✚ A mon père avec toute ma reconnaissance.*
- ✚ A mes frères: nadir,abd elmalek , marouan,et basema,ouarda,maroua.*
- ✚ A mes collègues et tous les étudiants du département d'électrotechnique, surtout les étudiants de la Master 2 Automatique promotion 2014 et tous mes amis.*
- ✚ A tous ceux qui m'ont aidé, de près ou de loin, même qu'il soit un mot d'encouragement et de gentillesse.*
- ✚ A tous ceux que j'aime et qui m'aiment.*
- ✚ A tous ceux qui connaissent Allaeddine Serrah*

SOMMAIRE

<i>REMERCIEMENTS</i>	2
<i>DEDICACES</i>	3
<i>SOMMAIRE</i>	4
LISTE DES NOMENCLATURES ET SYMBOLES.....	6
<i>TABLES DE FIGURES</i>	7
<i>INTRODUCTION GENERALE</i>	9

Chapitre I

Commande adaptative floue indirecte pour une classe de systèmes non linéaires à temps discret SISO

I.1. Introduction	12
I.1.1.Généralités sur la commande adaptative.....	13
I.1.2.Principe de la commande adaptative.....	13
I.1.3.Commande adaptative floue directe et indirecte.....	14
I.1.3.1.Commande adaptative floue directe.....	14
I.1.3.2.Commande adaptative floue indirecte.....	15
I.1.4.Stabilité.....	15
I.1.4.1. Méthode directe de Lyapunov.....	15
I.1.4.2. Méthode indirecte de Lyapunov.....	16
I.2. Conception d'un contrôleur adaptatif flou indirect et analyse de stabilité.....	16
I.3. Erreurs d'estimations des paramètres.....	19
I.4. Simulation	25
I.4.1.Résultats de simulation.....	26
I.4.2 .Discussion des résultats.....	29
I.5. Conclusion.....	30

Chapitre II

Commande adaptative floue directe pour une classe de systèmes chaotiques discrets

II.1. Introduction	32
II.2. Modélisation floue de T-S d'un système chaotique discret.....	33
II.3. Conception d'un contrôleur adaptatif.....	34
II.4. Analyse de stabilité.....	36
II.5. simulation.....	39
II.5.1. Résultats de simulation	40
II.5.2. Discussion des résultats.....	41
II.6. Conclusion.....	42

Chapitre III

Commande adaptative floue indirect pour une classe de systèmes non linéaires à temps discret MIMO

III.1. Introduction	44
III.2. Conception d'un contrôleur adaptatif flou indirect et analyse de stabilité.....	45
III.3. Erreurs d'estimations des paramètres.....	48
III.4. simulation.....	53
III.4.1. Résultats de simulation	54
III.4.2. Discussion des résultats.....	58
III.5. Conclusion.....	58
CONCLUSION GENERALE.....	59
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	60

LISTE DES NOMENCLATURES ET SYMBOLES

SISO : Système Mono Entrées Mono Sorties.

DSP : Processeur de traitement numérique du signal (Digital Signal Processor).

L.E.S : Linéarisation Entrée-Sortie.

$\omega(k)$: Erreur d'approximation minimale.

$V(x)$: Fonction de Lyapunov.

$\theta_f, \theta_g, \theta$: Les Lois d'adaptation.

T : période d'échantillonnage.

x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 : Les variables d'entrée du système flou.

$y_r(k), r(k)$: signaux de référence.

$y(k)$: La sortie de système.

$u(k)$: La commande du système.

$\rho_f(k), \rho_g(k)$: Les estimations des bornes supérieurs.

Eq : équation.

T-S : TAKAGI-SUGENO

MIMO : multiples entrées multiples sorties

TABLES DES FIGURES

Figure I.1: Schéma de principe d'une commande adaptative-----	14
Figure I.2 : Commande adaptative floue directe-----	15
Figure I.3: Commande adaptative floue indirecte-----	15
Figure I.4: La sortie du système $y(k)$ et le signal de référence $r(k)$ ----	26
Figure I.5: Le signal de commande $u(k)$ -----	27
Figure I.6: L'erreur $e(k)$ -----	27
Figure I.7: représenté la trajectoire de gain θ_f (1-9)-----	27
Figure I.8:représenté la trajectoire de gain θ_f (10-18)-----	28
Figure I.9: représenté la trajectoire de gain θ_f (19-25)-----	28
Figure I.10: représenté la trajectoire de gain θ_g (1-9)-----	28
Figure I.11: représenté la trajectoire de gain θ_g (10-18)-----	29
Figure I.12: représenté la trajectoire de gain θ_g (19-25)-----	29
Figure II.1 : la sortie du système $y(k)$ et le modèle de référence $y_r(k)$ --	40
Figure II.2: Le signal de commande global $u(k)$ -----	41
Figure II.3: L'erreur $e(k)$ -----	41
Figure III.1:La sortie du système $y_1(k)$ et le signal de référence $r_1(k)$ --	54
Figure III.2:La sortie du système $y_2(k)$ et le signal de référence $r_2(k)$ --	54
Figure III.3: Le signal de commande global $u_1(k)$ -----	55
Figure III.4: Le signal de commande global $u_2(k)$ -----	55
Figure III.5: L'erreur $e_1(k)$ -----	55
Figure III.6: L'erreur $e_2(k)$ -----	56

Figure III.7: représenté la trajectoire de gain θ_f (1-9)-----	56
Figure III.8:représenté la trajectoire de gain θ_f (10-18)-----	56
Figure III.9: représenté la trajectoire de gain θ_f (19-25)-----	57
Figure III.10: représenté la trajectoire de gain θ_g (1-9)-----	57
Figure III.11: représenté la trajectoire de gain θ_g (10-18)-----	57
Figure III.12: représenté la trajectoire de gain θ_g (19-25)-----	58

INTRODUCTION GENERALE

La diversité des problèmes rencontrés en automatique, notamment sur la théorie de la commande des systèmes non linéaires, a connu une évolution considérable ces dernières années. En effet, depuis la fin du siècle dernier, la commande des systèmes non linéaires complexes reposant sur la notion de la logique floue connaît un succès tant sur le plan théorique que pratique. La logique floue apporte généralement une nette amélioration des performances par rapport aux approches classiques tout en présentant l'avantage de pouvoir être définie au moyen d'une description linguistique [47].

La structure d'un modèle flou est décrite par un ensemble de règles où chacune est constituée par une prémisse et une conclusion. Deux grandes classes de modèles flous sont répertoriées selon la nature des conclusions de leurs règles : Les modèles flous de Mamdani qui utilisent une conclusion symbolique et les modèles flous de T-S où les conclusions sont numériques.

La commande adaptative est très utile pour le système de commande lorsque la dynamique du procédé est inconnue et/ou change au cours du temps. Cependant, ce type de commande ne permet pas de garantir de bonnes performances de poursuite en présence des perturbations externes ou des variations structurelles. D'où, la nécessité de robustifier ces structures de commande [48].

L'idée principale est basée sur l'approximation de la dynamique du système par des systèmes flous. La stabilité du système en boucle fermée et les lois d'adaptation sont également déduites de l'étude de stabilité au sens de Lyapunov.

Dans le cas de la loi directe, la commande est approximée par un approximateurs 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. Cependant, ce type de commandes ne permet pas de maintenir de bonnes performances de poursuite en Présence de perturbations externes [49].

De nombreux travaux réalisés utilisent la commande adaptative floue pour les systèmes non linéaires.

L'objectif de ce travail est le développement de structures de commandes adaptatives floues stables pour des systèmes non linéaires SISO et MIMO discrets et système chaotique.

Généralement, l'objectif principal de la commande adaptative est de maintenir les performances d'un système. Par conséquent, la commande avancée floue doit être adaptative.

Ce mémoire est organisé en trois chapitres :

Dans le premier chapitre : nous développons une approche adaptative indirecte floue pour commander une classe des systèmes non linéaires SISO discrets avec l'analyse de la stabilité par la synthèse de Lyapunov.

Dans le deuxième chapitre : On représente un schéma de conception de commande adaptative floue directe pour une classe des systèmes chaotiques discret. Le modèle floue de T-S est utilisé pour représenter les systèmes chaotiques discrets. Puis un contrôleur flou est conçu et les coefficients inconnus du contrôleur sont identifiés par un algorithme des moindres carrés avec zone- morte.

INTRODUCTION GENERALE

Dans le troisième chapitre : On introduit une commande adaptative floue indirecte pour une classe des systèmes MIMO non linéaires inconnus. Avec l'utilisation de l'inverse matriciel régularisé pour éviter le problème de méconnaissance de signe de gain de commande.

Chapitre I

Commande adaptative floue indirect pour une classe de systèmes
non linéaires à temps discret SISO

I.1. INTRODUCTION

Ces dernières années, la commande floue adaptative non linéaire a suscité beaucoup d'attention. Cependant, la plupart des résultats sont limités aux systèmes continus [1-5], qui ne peuvent pas être directement étendus aux systèmes discrets. Dans les applications pratiques, presque tous les schémas de commande floue sont mis en application sur des calculateurs numériques. Puisque les signaux de commande peuvent seulement être appliqués aux instants de temps fixes, quelques avantages des contrôleurs continus sont perdus au moyen de la discrétisation, la conception directe des contrôleurs discrets flous peut surmonter ces problèmes.

Récemment, un contrôleur flou discret pour une classe de systèmes dynamiques non linéaires linéarisables de rétroaction inconnue a été présenté [6.7]. Un schéma de commande adaptative directe a été présenté où les systèmes flous de T-S ont été utilisés comme approximateurs fonctionnel, une zone-morte continue a été utilisé pour garantir la convergence de l'erreur de poursuite à un ε voisinage de l'origine [8]. Dans [9], les auteurs ont présenté un schéma de commande adaptative indirecte en utilisant les systèmes flous de T-S, des résultats similaires de stabilité ont été réalisés. Basé sur [8] et [9], le gain d'adaptation et la direction de la descente ont été mise à jour de manières à chercher à optimiser certaines fonctions de coût [10], et les études expérimentales utilisant la prédiction adaptative discrète et les techniques de commande de [8.9] sont développées dans [11]. Dans [12], une commande adaptative directe est proposée pour une classe de systèmes non linéaires discrets une pour une classe du temps discret de stricte rétroaction. Dans [8-12], la loi d'adaptation a été conçue par une zone-morte continue, dont sa taille a été basée sur l'erreur d'approximation du système flou, et donc il est nécessaire de supposer que les bornes de l'erreur d'approximation sont connues à l'avance. Bien que l'erreur d'approximation soit bornée, malheureusement, dans beaucoup de systèmes pratiques de telles bornes ne pourraient pas être disponibles. Dans [13], une méthode de commande adaptative floue indirecte est développée pour une classe de systèmes non linéaires discrets, et la supposition des bornes connues sur les erreurs d'approximation n'est pas exigée puisque ceux sont estimés par des lois d'adaptation. Dans [14], une nouvelle commande par mode glissant à temps discret avec le gain variable dans le temps et identification par réseaux de neurones est présentée pour une classe de systèmes non linéaires de discrets.

Dans ce travail, un nouveau schéma de commande adaptative floue indirecte est développé pour une classe de systèmes non linéaires discrets avec dynamique mal connue. Pour éviter le problème de singularité de contrôleur, le contrôleur qui est conçu par des systèmes flous, est déduit à partir d'un critère de performance quadratique, et les paramètres inconnus dans les systèmes flous, qui sont des lois adaptatives utilisant des gains variables dans le temps, sont ajustés par la valeur

prédite de l'erreur de poursuite généralisée. Le schéma de conception proposé garantit que tous les signaux dans le système en boucle fermée sont bornés, et l'erreur de poursuite généralisée converge à un petit voisinage de l'origine.

I.1.1. Généralités sur la commande adaptative

Dans les systèmes adaptatifs, il est supposé que les paramètres sont ajustés à tout moment, ce qui implique que les paramètres changent dans le processus. Cependant, il est difficile de réaliser l'analyse de la convergence et de la stabilité du système. Pour simplifier le problème, nous pouvons supposer que le processus est constant mais les paramètres sont inconnus. Ces derniers sont estimés à tout moment, utilisant les méthodes d'estimation récursives. Différentes techniques d'estimation peuvent être utilisées :

Approximation stochastique, moindres carrés étendus et généralisés, ceci est appelé en commande adaptative, la technique d'estimation des paramètres en temps réel ou commande adaptative non linéaire [19].

La commande adaptative ajuste en ligne les paramètres du correcteur de manière à conserver le niveau de performance désiré lorsque les paramètres du procédé dérivent dans le temps ou sont inconnus, cette adaptation se fait au prix d'une complexité algorithmique plus élevée, Elle nécessite, la plupart du temps, des outils de calcul très puissants tels que les microprocesseurs destinés au traitement du signal (Digital Signal Processor ou DSP).

La commande adaptative prend en compte deux types de problèmes :

- Les paramètres du système constants mais inconnus sont auto-ajustés.
- Les paramètres qui dérivent dans le temps seront adaptés.

La loi de variation des paramètres des correcteurs donne un caractère non linéaire aux commandes adaptatives, la recherche de stabilité et la synthèse du correcteur reposeront donc sur des techniques spécifiques à ces systèmes en particulier, elles mettent en œuvre les critères de Lyapunov [19].

I.1.2. Principe de la commande adaptative

Dans les systèmes classiques de réglage, le régulateur à paramètres fixes est utilisé pour réduire ou éliminer l'effet des perturbations agissantes sur les grandeurs à régler. Pour atteindre ce but, les variables réelles sont mesurées et comparées aux valeurs désirées, leurs différences sont injectées à l'entrée du régulateur pour générer le signal de commande. Par contre un système de commande adaptative traite l'écart entre l'indice de performance désiré et celui qui est mesuré dans le système réel. Lorsqu'il y a un écart entre ces deux grandeurs, un mécanisme d'adaptation ajuste un organe de commande qui agit sur le système de façon à éliminer cet écart [19].

Il y a deux structures de base pour ce type de commande :

- La structure parallèle.

- La structure série.

Du point de vue de la synthèse de la commande il y a deux méthodes :

- La méthode d'adaptation paramétrique.
- La méthode d'adaptation par synthèse de signal.

La figure (I.1) montre le schéma de principe :

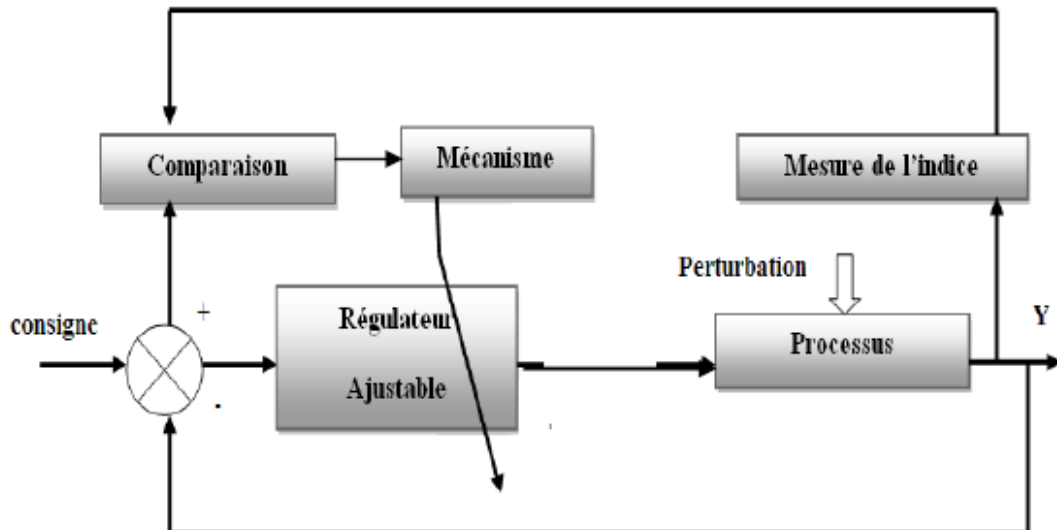


Figure I.1: Schéma de principe d'une commande adaptative.

I.1.3. Commande adaptative floue directe et indirecte

La seule différence entre la commande adaptative et les régulateurs auto-ajustable est que la première approche est un schéma de commande adaptative directe et la deuxième est un schéma indirect [16].

I.1.3.1. Commande adaptative floue directe

Nous l'appelons ainsi car il y a un ajustement direct de paramètres. Cette approche repose sur le raisonnement suivant: Étant donné la structure du modèle du système (supposée connue) et la stratégie de commande choisie, on peut en déduire la structure du régulateur capable de reparamétriser l'ensemble système plus le régulateur, identifions directement ces paramètres et utilisons ces estimés dans le régulateur.

Cette approche également désigné sous le nom de la commande adaptative implicite parce que la conception est basée sur l'évaluation d'un modèle implicite du système [17].

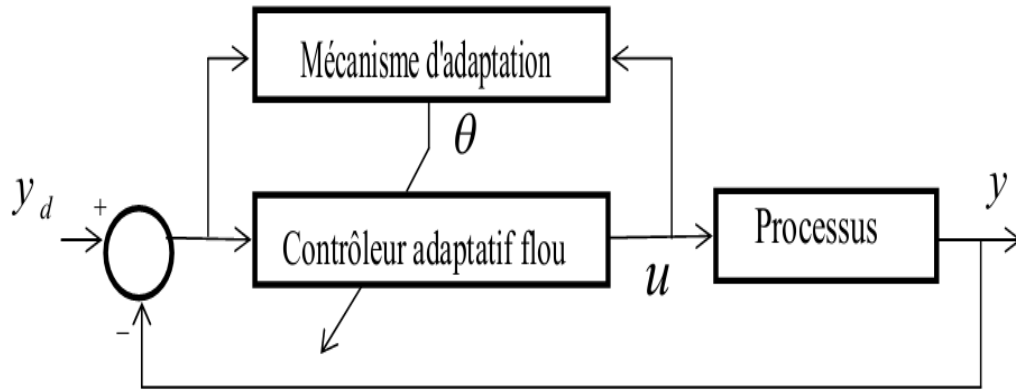


Figure I.2 Commande adaptative floue directe.

I.1.3.2. Commande adaptative floue indirecte

Dans cette méthode on approxime d'abord le modèle du processus par des systèmes adaptatifs flous puis on synthétise la loi de commande à partir du modèle approximé.

La figure (Figure I.3) montre la structure de la commande adaptative floue indirecte.

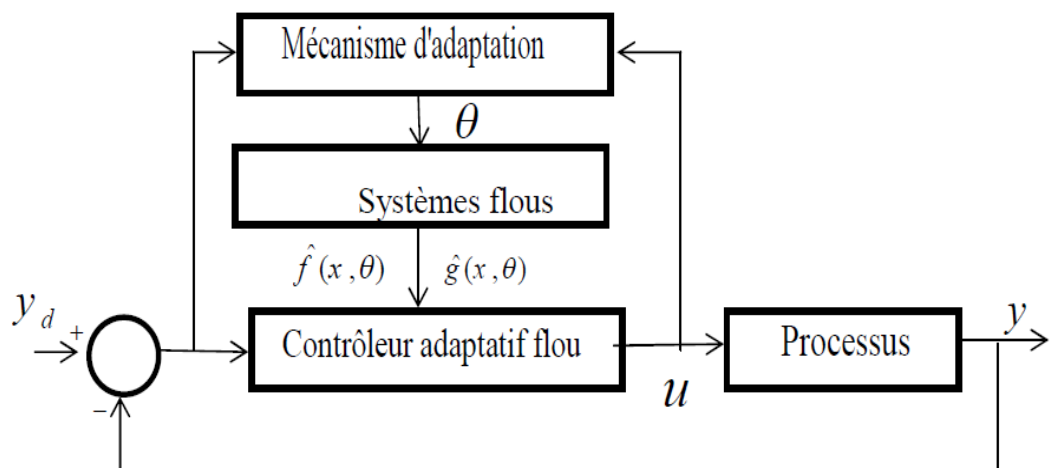


Figure I.3 : Commande adaptative floue indirecte.

I.1.4. Stabilité

Un système de commande tolérant aux fautes est un système capable de maintenir la stabilité et un certain degré de performance en présence de défauts [18].

I.1.4.1. Méthode direct de Lyapunov

La méthode directe de Lyapunov (aussi appelée la deuxième méthode de Lyapunov) nous permet de déterminer la stabilité d'un système sans explicitement l'intégration de l'équation différentielle. La méthode est une généralisation de l'idée que s'il ya une "mesure d'énergie» dans un système, alors nous pouvons étudier le taux de variation de l'énergie du système pour vérifier, S'il

existe une fonction scalaire $V(x)$ dont les dérivées partielles d'ordre un sont continues, et telle que:

$V(x) > 0, \forall x \neq 0, V(0) = 0$ est définie positive

$\dot{V}(x) \leq 0, \forall x \neq 0, \dot{V}(0) = 0$, est définie négative.

$V(x)$ est radialement non-bornée.

Alors le point d'équilibre est globalement asymptotiquement stable.

I.1.4.2. Méthode indirect de Lyapunov [18]

La méthode de linéarisation de Lyapunov a été intensivement employée pour évaluer la stabilité locale des systèmes non linéaires. Fondamentalement, elle reflète l'idée intuitive qu'un système non linéaire devrait se comporter semblable à son approximation autour de proximité du point de linéarisation. Pour un système non linéaire de la forme: $\dot{x} = f(x), f(0) = 0$, où $f(x)$ est un champ de vecteur (sans interruption différentiable), si le $J(f(x))$ représente le jacobin de $f(x)$ évalué à l'équilibre ($x = 0$) le théorème de Lyapunov direct peut être énoncé comme suit:

Si tout les valeurs propres de $J(f(x))$ sont à partie réelle négative, alors le point d'équilibre du système non linéaire est localement asymptotiquement stable.

Si au moins une de valeurs propres de $J(f(x))$ à une partie réelle positive, alors l'équilibre est un point instable du système non linéaire.

Si l'approximation linéaire est marginalement stable (toutes les valeurs propres de $J(f(x))$ une partie réelle plus petite ou égale à '0' et au moins une valeur propre a une partie réel égale à 0) alors aucunes conclusions sur la stabilité du point d'équilibre ne peut être obtenue.

I.2. Conception d'un contrôleur adaptatif flou indirect et analyse de stabilité

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

$$y(k+d) = f(x(k)) + g(x(k))u(k) \quad (1)$$

Où $u(k) \in R$ et $y(k) \in R$ sont l'entrée et la sortie du système respectivement, d est le retard du système, et : $x(k) = [y(k), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]^T$

$f(x(k))$ Et $g(x(k))$ sont des fonctions lisses inconnues, et l'hypothèse suivante est faite :

Hypothèse 1: On suppose que $g(x(k)) \neq 0$ pour tous $x(k) \in U \subset R$.

L'objectif de ce travail est de concevoir une loi de commande telle que la sortie du système $y(k)$ suit le signal de référence $r(k)$ alors que tous les signaux dans le système en boucle fermée demeurent bornés.

Si les fonctions $f(x(k))$ et $g(x(k))$ sont connues exactement, il est bien connu que pour le système (1), il existe un contrôleur idéal :

$$u^*(k) = \frac{-f(x(k)) + r(k+d)}{g(x(k))} \quad (2)$$

Ce conduit la sortie du système de poursuivre parfaitement une trajectoire de référence connue $r(k)$, c'est-à-dire :

$$e(k+d) = r(k+d) - y(k+d) = 0$$

Ceci signifie qu'après d étapes, nous avons $e(k) = 0$.

Cependant, dans ce travail, ces fonctions non linéaires sont inconnues, la loi de commande ci-dessus (2) ne peut pas être implémentée. Dans ce cas-ci, nous supposons qu'ils peuvent être approximés par des systèmes flous.

Le système flou utilisé est caractérisés par un ensemble de règles floues SI-ALORS sous la forme [1]

$R^{(l)} : \mathbf{SI} x_1 \text{ est } F_1^l \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } F_n^l, \mathbf{ALORS} y \text{ est } G^l$

Où $x = [x_1, \dots, x_n]^T$ et y sont l'entrée et la sortie du système flou, respectivement, F_i^l et G^l sont des ensembles flous, pour $l = 1, \dots, m$.

En utilisant la stratégie de fuzzification par singleton, une defuzzification par le centre de gravité, et le produit d inférence, la sortie finale du système flou est donnée comme suit :

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m y^j (\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i))}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)} \quad (3)$$

Où y^j est le point auquel la fonction d'appartenance de G^l réalise sa valeur maximale. En présentant le concept des fonctions floues de base $\xi(x)$, la sortie donnée par (3) peut être réécrite sous la forme compacte suivante :

$$y(x) = \hat{f}(x|\theta) = \theta^T \xi(x) \quad (4)$$

Où $\theta = [y^1, \dots, y^m]^T$, $\xi(x) = [\xi^1(x), \dots, \xi^m(x)]^T$

Avec :

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

Selon le théorème d'approximation universelle [1], le système flou (4) est capable d'approximer n'importe quelle fonction non linéaire continue sur un ensemble compact avec un degré de précision arbitraire à condition qu'on a assez de nombre de règles. Dans ce qui suit, il est supposé que la structure du système flou et les paramètres flous de fonction de base sont spécifiés à l'avance par le concepteur.

Ceci signifie que la décision du concepteur est nécessaire pour déterminer la structure du système flou, et les paramètres de conséquence doivent être calculés par des lois adaptatives.

Puisque $f(x(k))$ et $g(x(k))$ dans (1) sont inconnues, nous supposons qu'elles peuvent être approximés par des systèmes flous sous forme (4) comme suit :

$$\hat{f}(x(k)|\theta_f) = \theta_f^T \xi_f(x(k))$$

$$\hat{g}(x(k)|\theta_g) = \theta_g^T \xi_g(x(k))$$

Maintenant, considérons la loi de commande incertaine suivante :

$$\hat{u}(k) = \frac{-\hat{f}(x(k)|\theta_f) + r(k+d)}{\hat{g}(x(k)|\theta_g)} \quad (5)$$

Cette loi de commande résultante de (2) en utilisant les approximateurs adaptatifs flous $\hat{f}(x(k)|\theta_f)$ et $\hat{g}(x(k)|\theta_g)$ au lieu des fonctions $f(x(k))$ et $g(x(k))$, respectivement.

Puisque la fonction $\hat{g}(x(k)|\theta_g)$ est générée en ligne par l'estimation des paramètres θ_g , la loi de commande (5) n'est pas bien définie lorsque la valeur estimée de $\hat{g}(x(k)|\theta_g)$ est singulière.

Afin de surmonter ce problème de singularité, nous utilisons l'index de performance quadratique suivant pour obtenir le contrôleur :

$$J = (r(k+d) - y(k+d))^2 + \lambda u^2(k) \quad (6)$$

Où λ est une constante positive. La solution pour minimiser le critère de

Performance (6) est:

$$u(k) = \frac{g(x(k))}{g^2(x(k)) + \lambda} [-f(x(k)) + r(k+d)] \quad (7)$$

Maintenant, définissons l'erreur de poursuite généralisée :

$$E(k) = r(k+d) - y(k+d) - \lambda g^{-1}(x(k))u(k) \quad (8)$$

En substituant le contrôleur (7) dans (8), on obtient :

$$E(k) = 0 \quad (9)$$

Selon l'analyse ci-dessus, le contrôleur (7) peut faire l'erreur de poursuite généralisée $E(k) = 0$ si les fonctions non linéaires $f(x(k))$ et $g(x(k))$ sont connues.

Cependant, dans ce travail, ces fonctions non linéaires sont inconnues, la loi de commande ci-dessus (7) et l'erreur de poursuite généralisée (8) ne peuvent pas être mises en application. Dans ce cas-ci, nous concevons le contrôleur et la valeur estimée de l'erreur de poursuite généralisée comme suit :

$$\hat{u}(k) = \frac{\hat{g}(x(k)|\theta_g)}{\hat{g}^2(x(k)|\theta_g) + \lambda} [-\hat{f}(x(k)|\theta_f) + r(k + d)] \quad (10)$$

$$\hat{E}(k) = r(k + d) - y(k + d) - \lambda \hat{g}^{-1}(x(k)|\theta_g)u(k) \quad (11)$$

Qui à partir de (7) et (8) en utilisant les approximateurs adaptatifs flous $\hat{f}(x(k)|\theta_f)$ et $\hat{g}(x(k)|\theta_g)$ au lieu des fonctions $f(x(k))$ et $g(x(k))$, respectivement. Il est évident que le problème de singularité du contrôleur soit évité par (10).

Par conséquent, l'objectif de ce travail devient la conception des paramètres des lois adaptatives du contrôleur (10) pour forcer $\hat{E}(k)$ de converger à un petit voisinage de l'origine.

En utilisant (1) et (5), la valeur estimée de l'erreur de poursuite généralisée peut être réécrite sous la forme :

$$E(k) = (\hat{f}(x(k)|\theta_f) - f(x(k))) + (\hat{g}(x(k)|\theta_g) - g(x(k)))u(k) \quad (12)$$

I.3. Erreurs d'estimations des paramètres

Définissons le θ_f^* et θ_g^* de paramètres d'approximation optimale comme suit :

$$\theta_f^* = \arg \min_{\theta_f \in \Omega_f} [\sup_{x \in u} |\hat{f}(x(k)|\theta_f) - f(x(k))|]$$

$$\theta_g^* = \arg \min_{\theta_g \in \Omega_g} [\sup_{x \in u} |\hat{g}(x(k)|\theta_g) - g(X(k))|]$$

Où Ω_f et Ω_g sont des ensembles compact des paramètres du contrôleur. Noter que les paramètres optimaux θ_f^* et θ_g^* sont des quantités constantes artificielles présentées seulement pour un but d'analyse, et ses valeurs ne sont pas nécessaires pour l'implémentation. Dénoter les erreurs d'estimation des paramètres comme :

$$\Phi_f(k) = \theta_f(k) - \theta_f^* , \quad \Phi_g(k) = \theta_g(k) - \theta_g^*$$

Et :

$$\omega_f(k) = f(x(k)|\theta_f^*) - f(x(k))$$

$$\omega_g(k) = g(x(k)|\theta_g^*) - g(x(k))$$

Comme erreurs d'approximation minimum.

En ce travail, nous supposons que le système flue utilisé ne violent pas la propriété universelle d'approximation [1] sur l'ensemble compact U , ce qui est assez grand assumé de sorte que les variables d'état demeurent dans le U sous la commande en boucle fermé.

Ainsi il est raisonnable de supposer que les erreurs d'approximation sont bornées pour tout $x(k) \in U$, en conséquence, nous peuvent faire la prétention suivante :

Hypothèse 2: Il existe des constantes inconnus ρ_f^* et ρ_g^* tels que :

$$|\omega_f(k)| \leq \rho_f^*, |\omega_g(k)| \leq \rho_g^* \text{ Respectivement}$$

Avec ces définitions, Eq d'erreur. (12) peut être réécrite sous la forme:

$$\hat{E}(k) = \Phi_f^T \xi_f(x(k)) + \Phi_g^T \xi_g(x(k))u(k) + \omega_f(k) + \omega_g(k)u(k) \quad (13)$$

$$\text{Et } (i = 1, \dots, p)$$

Afin de répondre à l'objectif de commande, dedans [8-12], un zone-morte continu est employé pour concevoir la loi d'adaptation, mais la borne d'erreur d'approximation est nécessaire.

En ce travail, nous utilisons la zone-morte variable dans le temps pour concevoir la loi d'adaptation de paramètre. Le variable dans le temps de la zone-morte $\zeta(k)$ est conçu comme ajustée de manière adaptative par loi d'adaptation suivante :

$$\zeta(k) = \begin{cases} \frac{2l}{l_{\alpha\beta}} \left(1 - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{|\hat{E}(k)|(1-l)} \right) & \text{si } |\hat{E}(k)| > \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l} \\ 0 & \text{si } |\hat{E}(k)| \leq \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l} \end{cases} \quad (14)$$

$$\text{Où } l_{\alpha\beta} = \alpha_1 + \beta_1 + (\alpha_2 + \beta_2)u^2(k) \quad \text{et } 0 < l < 1$$

$\rho_f(k)$ Et $\rho_g(k)$ sont les estimations de ρ_f^* et ρ_g^* , respectivement.

Utilisation les lois d'adaptation suivantes pour ajuster les paramètres $\rho_f(k)$ et le $\rho_g(k)$:

$$\rho_f(k+1) = \rho_f(k) + \beta_1 \zeta(k) |\hat{E}(k)| \quad (15)$$

$$\rho_g(k + 1) = \rho_g(k) + \beta_2(k)\zeta(k)|\hat{E}(k)||u(k)| \quad (16)$$

Où $\beta_1 > 0, \beta_2 > 0$.

Utilisation les lois d'adaptation suivantes pour ajuster de paramètre $\theta_f(k)$ et $\theta_g(k)$:

$$\theta_f(k + 1) = \theta_f(k) - \alpha_1 \zeta(k)\xi_f(x(k))\hat{E}(k) \quad (17)$$

$$\theta_g(k + 1) = \theta_g(k) - \alpha_2 \zeta(k)\xi_g(x(k))u(k)\hat{E}(k) \quad (18)$$

Où $\alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0$.

Remarque 1 : De (11), si $\hat{g}(x(k)) = 0$, alors $\hat{E}(k)$ n'est pas calculée, ainsi les lois d'adaptation (15) - (18) ne peuvent pas être implémentées, dans ce travail, en utilisant (10) on obtient :

$$g^{-1}(x(k)|\theta_g)u(k) = \frac{1}{\hat{g}^2(x(k)|\theta_g) + \lambda} [-\hat{f}(x(k)|\theta_f) + r(k + d)]$$

Donc, la valeur estimée de l'erreur généralisée de poursuite, $\hat{E}(k)$, dans les lois d'adaptation (15) -(18) peut être réécrite sous la forme :

$$\hat{E}(k) = r(k + d) - y(k + d) - \frac{1}{\hat{g}^2(x(k)|\theta_g) + \lambda} [-\hat{f}(x(k)|\theta_f) + r(k + d)]$$

Le théorème suivant montre les propriétés de ce contrôleur adaptatif indirect flou.

Théorème 1 : Etant donné système définie par (1) satisfaisant les suppositions 1 et 2, quand la loi de commande (10) avec la loi d'adaptation (15) - (18) s'assurera que tous les signaux dans le système en boucle fermée sont bornés, et l'erreur de poursuit généralisé converge à un petit voisinage d'origine.

Preuve : Définir les paramètres d'erreurs, $\bar{\rho}_f(k) = \rho_f(k) - \rho_f^*$,

$\bar{\rho}_f(k) = \rho_g(k) - \rho_g^*$, Eq(15) et (16), $\bar{\rho}_f(k)$ et $\bar{\rho}_g(k)$ peuvent être exprimés sous la forme:

$$\bar{\rho}_f(k + 1) = \bar{\rho}_f(k) + \beta_1 \zeta(k)|\hat{E}(k)| \quad (19)$$

$$\bar{\rho}_g(k + 1) = \bar{\rho}_g(k) + \beta_2 \zeta(k)|\hat{E}(k)||u(k)| \quad (20)$$

De (17) et (18), $\Phi_f(k)$ et $\Phi_g(k)$ peuvent être exprimés sous la forme :

$$\Phi_f(k + 1) = \Phi_f(k) - \alpha_1 \zeta(k)\xi_f(x(k))\hat{E}(k) \quad (21)$$

$$\Phi_g(k + 1) = \Phi_g(k) - \alpha_2 \zeta(k)\xi_g(x(k))u(k)\hat{E}(k) \quad (22)$$

Considérer la fonction :

$$V(k) = \frac{1}{\alpha_1} \Phi_f^T(k) \Phi_f(k) + \frac{1}{\alpha_2} \Phi_g^T(k) \Phi_g(k) + \frac{1}{\beta_1} \bar{\rho}_f^T(k) \bar{\rho}_f(k) + \frac{1}{\beta_2} \bar{\rho}_g^T(k) \bar{\rho}_g(k) \quad (23)$$

Et :

$$\begin{aligned} V(k+1) &= \frac{1}{\alpha_1} \Phi_f^T(k+1) \Phi_f(k+1) + \frac{1}{\alpha_2} \Phi_g^T(k+1) \Phi_g(k+1) + \\ &\quad \frac{1}{\beta_1} \bar{\rho}_f^T(k+1) \bar{\rho}_f(k+1) + \frac{1}{\beta_2} \bar{\rho}_g^T(k+1) \bar{\rho}_g(k+1) \end{aligned}$$

Si

$\Delta V(k) = V(k+1) - V(k)$, Alors nous obtenons :

$$\begin{aligned} \Delta V(k) &= \frac{1}{\alpha_1} \Phi_f^T(k+1) \Phi_f(k+1) + \frac{1}{\alpha_2} \Phi_g^T(k+1) \Phi_g(k+1) \\ &\quad + \frac{1}{\beta_1} \bar{\rho}_f^T(k+1) \bar{\rho}_f(k+1) + \frac{1}{\beta_2} \bar{\rho}_g^T(k+1) \bar{\rho}_g(k+1) - \\ &\quad \left(\frac{1}{\alpha_1} \Phi_f^T(k) \Phi_f(k) + \frac{1}{\alpha_2} \Phi_g^T(k) \Phi_g(k) + \frac{1}{\beta_1} \bar{\rho}_f^T(k) \bar{\rho}_f(k) + \frac{1}{\beta_2} \bar{\rho}_g^T(k) \bar{\rho}_g(k) \right) \end{aligned}$$

Donc :

$$\begin{aligned} \Delta V(k) &= \frac{1}{\alpha_1} \left(\Phi_f^T(k) - \alpha_1 \zeta(k) \xi_f(x(k)) \hat{E}(k) \right) \left(\Phi_f(k) - \alpha_1 \zeta(k) \xi_f(x(k)) \hat{E}(k) \right) \\ &\quad + \frac{1}{\alpha_2} \left(\Phi_g^T(k) - \alpha_1 \zeta(k) \xi_g(x(k)) \hat{E}(k) u(k) \right) \left(\Phi_g(k) - \alpha_1 \zeta(k) \xi_g(x(k)) \hat{E}(k) u(k) \right) \\ &\quad + \frac{1}{\beta_1} \left(\bar{\rho}_f^T(k) + \beta_1 \zeta(k) |\hat{E}(k)| \right) \left(\bar{\rho}_f(k) + \beta_1 \zeta(k) |\hat{E}(k)| \right) + \frac{1}{\beta_2} \left(\bar{\rho}_g^T(k) + \right. \\ &\quad \left. \beta_2 \zeta(k) |\hat{E}(k)| |u(k)| \right) \left(\bar{\rho}_g(k) + \beta_2 \zeta(k) |\hat{E}(k)| |u(k)| \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta V(k) = & -\frac{1}{\alpha_1} \Phi_f^T(k) \Phi_f(k) - \Phi_f^T(k) \zeta(k) \xi_f(x(k)) \hat{E}(k) \\
 & - \Phi_f(k) \zeta(k) \xi_f(x(k)) \hat{E}(k) + \alpha_1 \zeta(k)^2 \xi_f(x(k))^2 \hat{E}(k)^2 \\
 & - \frac{1}{\alpha_2} \Phi_g^T(k) \Phi_g(k) - \Phi_g^T(k) \zeta(k) \xi_g(x(k)) \hat{E}(k) u(k) \\
 & - \Phi_g(k) \zeta(k) \xi_g(x(k)) \hat{E}(k) u(k) + \alpha_2 \zeta(k)^2 \xi_g(x(k))^2 \hat{E}(k)^2 u(k)^2 \\
 & - \frac{1}{\beta_1} \bar{\rho}_f^T(k) \bar{\rho}_f(k) + \bar{\rho}_f^T(k) \zeta(k) |\hat{E}(k)| + \bar{\rho}_f(k) \zeta(k) |\hat{E}(k)| \\
 & + \beta_1 \zeta(k)^2 |\hat{E}(k)|^2 - \frac{1}{\beta_2} \bar{\rho}_g^T(k) \bar{\rho}_g(k) + \bar{\rho}_g^T(k) \zeta(k) |\hat{E}(k)| |u(k)| \\
 & + \bar{\rho}_g(k) \zeta(k) |\hat{E}(k)| |u(k)| + \beta_2 \zeta(k)^2 |\hat{E}(k)|^2 |u(k)|^2 \\
 & + \frac{1}{\alpha_1} \Phi_f^T(k) \Phi_f(k) + \frac{1}{\alpha_2} \Phi_g^T(k) \Phi_g(k) + \frac{1}{\beta_1} \bar{\rho}_f^T(k) \bar{\rho}_f(k) + \frac{1}{\beta_2} \bar{\rho}_g^T(k) \bar{\rho}_g(k)
 \end{aligned}$$

Donc :

$$\begin{aligned}
 \Delta V(k) = & -2\zeta(k) \hat{E}(k) [\Phi_f^T(k) \xi_f(x(k)) + \Phi_g^T(k) \xi_g(x(k))] + \zeta^2(k) [\alpha_1 \xi_f^2(x(k)) + \\
 & \alpha_2 \xi_g^2(x(k)) u^2(k)] \hat{E}^2(k) + 2\zeta(k) \bar{\rho}_f(k) |\hat{E}(k)| + \\
 & 2\zeta(k) \bar{\rho}_g(k) |\hat{E}(k)| |u(k)| + \zeta^2(k) [\beta_1 + \beta_2 u^2(k)] \hat{E}^2(k) \quad (24)
 \end{aligned}$$

De (13), nous avons :

$$\Phi_f^T \xi_f(x(k)) + \Phi_g^T \xi_g(x(k)) u(k) = \hat{E}(k) - \omega_f(k) - \omega_g(k) u(k) \quad (25)$$

La substitution (25) dans (24) donne :

$$\Delta V(k) \leq -2\zeta(k) \hat{E}^2(k) + 2\zeta(k) [\rho_f(k) + \rho_g(k) |u(k)|] |\hat{E}(k)| + \zeta^2(k) [\alpha_1 + \beta_1 + (\alpha_2 + \beta_2) u^2(k)] \hat{E}^2(k) \quad (26)$$

Ici la prétention 2 et $|\xi_f(x(k))| \leq 1$, $|\xi_g(x(k))| \leq 1$ sont utilisés.

L'Equation (26) peut être réécrite comme suit :

$$\Delta V(k) \leq -\zeta(k) \hat{E}^2(k) [2 - l_{\alpha\beta} \zeta(k)] + 2\zeta(k) [\rho_f(k) + \rho_g(k) |u(k)|] |\hat{E}(k)| \quad (27)$$

De (14), si $|\hat{E}(k)| \leq \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k) |u(k)|}{1-l}$, $\zeta(k) = 0$

Ainsi $\Delta V(k) = 0$, donc seulement la région $|\hat{E}(k)| > \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k) |u(k)|}{1-l}$ est considérée dans la preuve suivante.

Si $|\hat{E}(k)| \leq \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l}$ de l'utilisation de(14) obtient :

$$\zeta(k) = \frac{2l}{l_{\alpha\beta}} \left(1 - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{|\hat{E}(k)|(1-l)} \right) \quad (28)$$

Ainsi

$$2 - l_{\alpha\beta} \zeta(k) \geq 2(1 - l) \quad (29)$$

La substitution de(29) dans (27) donne :

$$\Delta V(k) \leq -2(1 - l)\zeta(k)\hat{E}(k) \left[|\hat{E}(k)| - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l} \right] \quad (30)$$

En utilisant (28), nous avons :

$$2(1 - l)\zeta(k)\hat{E}(k) = \Gamma \left[|\hat{E}(k)| - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l} \right] \quad (31)$$

$$\text{Avec : } \Gamma = \frac{4l(1-l)}{l_{\alpha\beta}}$$

En substituant (31) dans (30), nous obtenons :

$$\Delta V \leq -\Gamma \left[|\hat{E}(k)| - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l} \right]^2 \quad (32)$$

Ainsi, nous avons :

$$\Delta V(k) \leq 0 \quad (33)$$

Cela assure que $V(k)$ est bornée, ce qui implique que $\theta_f(k)$, $\theta_g(k)$, $\rho_f(k)$ et $\rho_g(k)$ sont bornées.

De (32), nous avons :

$$V(k+1) \leq v(k) - \Gamma \left[|\hat{E}(k)| - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l} \right]^2 \quad (34)$$

En sommant (34) de 1 à p , on obtient :

$$V(p+1) \leq v(1) - \sum_{k=1}^p \Gamma \left[|\hat{E}(k)| - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l} \right]^2$$

Nous savons que pour un $k > 0$, arbitraire, $V(k)$ est borné, ainsi :

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^p \Gamma \left[|\hat{E}(k)| - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k)|u(k)|}{1-l} \right]^2 < \infty \quad (35)$$

Cela implique que :

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \Gamma \left[\left| \hat{E}(k) \right| - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k) |u(k)|}{1-l} \right]^2 = 0 \quad (36)$$

Puisque $\theta_f(k)$ et $\theta_g(k)$ sont bornés, de (10), $u(k)$ est borné, ainsi Γ est borné, de (36), on obtient :

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \left[\left| \hat{E}(k) \right| - \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k) |u(k)|}{1-l} \right]^2 = 0 \quad (37)$$

Cela implique que si : $\left| \hat{E}(k) \right| > \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k) |u(k)|}{1-l}$, $\|\hat{E}(k)\|$ converge à un petit voisinage de l'origine. Si : $\left| \hat{E}(k) \right| \leq \frac{\rho_f(k) + \rho_g(k) |u(k)|}{1-l}$, il est évident que $\|\hat{E}(k)\|$ soit déjà dans un petit voisinage de l'origine.

Remarque 2 : Tant que les valeurs initiales pour $\rho_f(k)$ et $\rho_g(k)$ sont positives, de (15) et (16), nous obtenons que $\rho_f(k) > 0$ et $\rho_g(k) > 0$.

I.4. SIMULATION

Considérons le système non linéaire continu SISO suivant [10] :

$$\frac{dh(t)}{dt} = \frac{-c\sqrt{2gh(t)}}{A_r(h(t))} + \frac{1}{A_r(h(t))} u(t)$$

Où $u(t)$ est l'entrée de système (la commande), $h(t)$ est le niveau du liquide (sortie du système), $A_r(h(t))$ est la surface de coupe transversale de la cuve, $g = 9,8 \text{ m/s}^2$ est l'accélération de la pesanteur, d est la coupe connue de la sortie du tuyau.

En utilisant les paramètres donnés dans [10], $d = 1$, $A_r(h(k)) = \sqrt{ah(k) + b}$, $a = 1, b = 3$

En utilisant l'approximation d'Euler pour la discrétisation du système, nous avons:

$$h(k+1) = h(k) + T \left[\frac{-\sqrt{19.6h(k)}}{\sqrt{h(k)+3}} + \frac{u(k)}{\sqrt{h(k)+3}} \right] \quad (38)$$

Où $T = 0,1$ est la période d'échantillonnage. Noter que le système (38) présente la même forme que (1)

Avec :

$$f(x(k)) = h(k) - T \frac{\sqrt{19.6h(k)}}{\sqrt{h(k)+3}} \quad \text{Et} \quad g(x(k)) = \frac{T}{\sqrt{h(k)+3}} \quad \text{et} \quad d = 1$$

Nous allons simuler le système pour les valeurs suivantes : $h(k) > 0$, Donc la simulation est réalisée. Puisque : $g(x(k)) = \frac{T}{\sqrt{h(k)+3}}$

Faire en sorte que $h(k)$ est dans une région fixe. On utilise la transformation suivante [15] :

$$\bar{h}(k) = \frac{h(k)}{1 + |h(k)|}$$

Il est clair que de $h(k) \in (-1, 1)$ pour $h(k)$ arbitraire. Le signal de référence est supposé être : $r(k) = 1 + 0.5\sin(\pi k / 50) + 0.8\sin(\pi k / 150)$.

Soient les conditions initiale $h(0) = 1, \rho_f(0) = 0.05, \rho_g(0) = 0.05$ et chaque élément du $\theta_f(0)$ et $\theta_g(0)$ sont choisis aléatoirement dans l'intervalle $[-0.1, 0.1]$ et $[0.5, 1.7]$, respectivement. D'autres paramètres sont choisis comme $\alpha_1 = 0.5$,

$$\alpha_2 = 0.5, \beta_1 = 0.02, \beta_2 = 0.02, l = 0.85, \lambda = 0.01.$$

Les variables d'entrée du système floue sont $x_1 = h(k), x_2 = h(k+1), x_3 = u(k)$

$x_4 = u(k+1), x_5 = r(k)$ Les fonctions d'appartenance pour x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 sont sélectionnés comme suit :

$$\mu_{F_1^1}(x_1) = \exp\left[-\left(\frac{x_1+1}{0.5}\right)^2\right], \mu_{F_1^2}(x_2) = \exp\left[-\left(\frac{x_2+0.5}{0.5}\right)^2\right]$$

$$\mu_{F_1^3}(x_3) = \exp\left[-\left(\frac{x_3}{0.5}\right)^2\right], \mu_{F_1^4}(x_4) = \exp\left[-\left(\frac{x_4-0.5}{0.5}\right)^2\right],$$

$$\mu_{F_1^5}(x_5) = \exp\left[-\left(\frac{x_5-1}{0.5}\right)^2\right]$$

I.4.1. Résultats de simulation

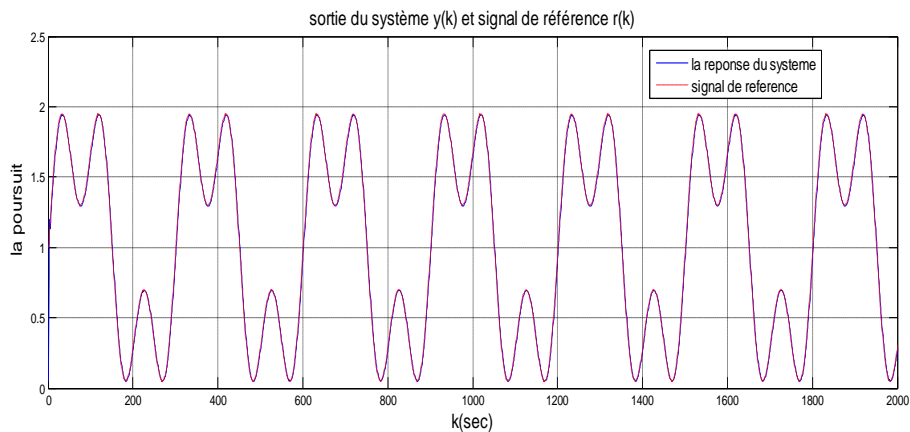


Figure I.4 : sortie du système et signal de référence.

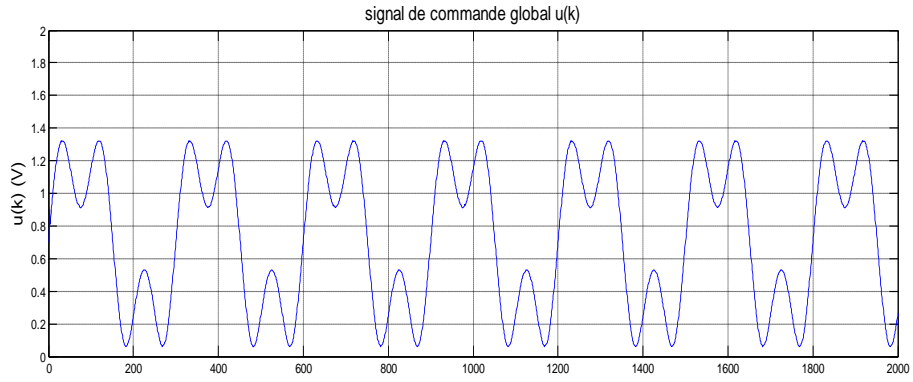


Figure I.5: signal de commande global $u(k)$.

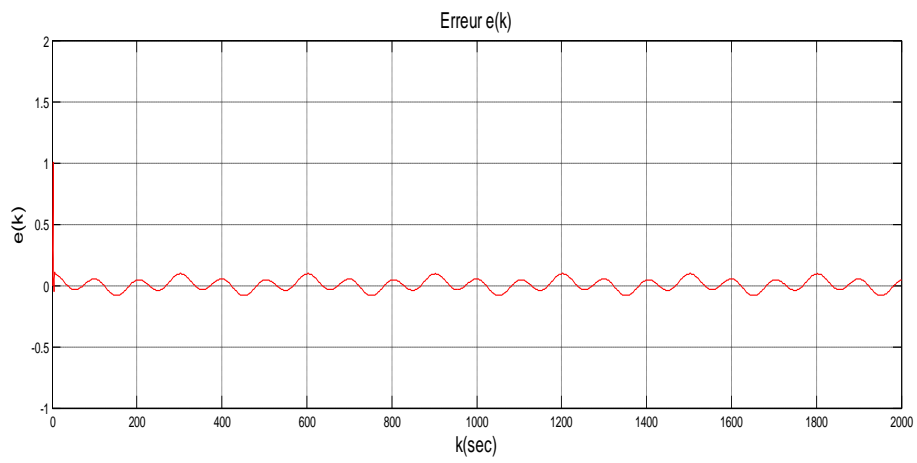


Figure I.6 : signal de l'erreur $e(k)$.

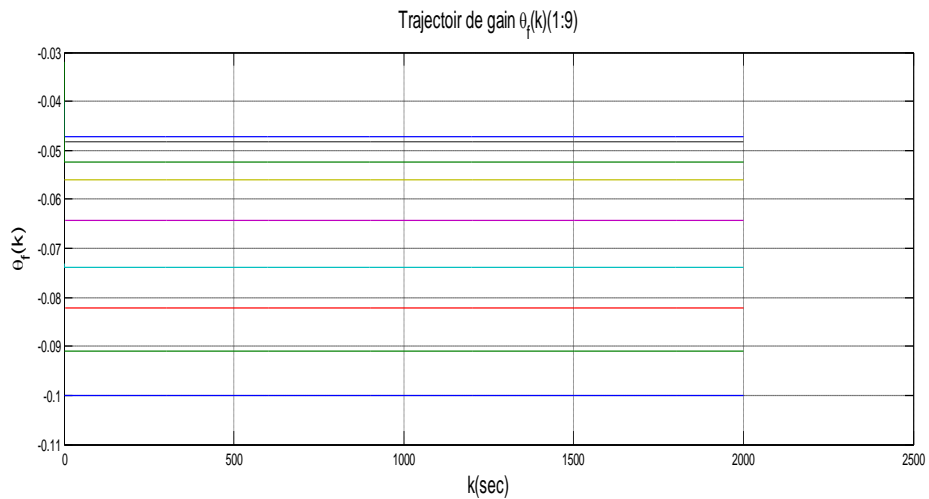


Figure I.7 : trajectoire de gain $\theta_f(1-9)$

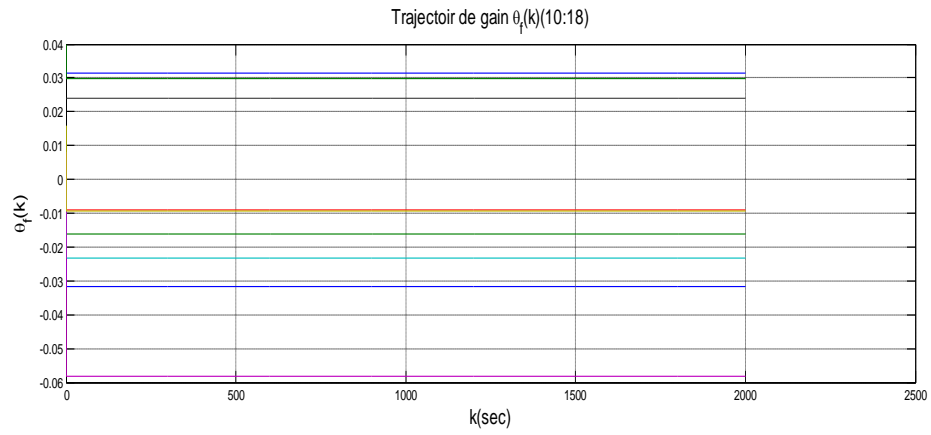


Figure I.8 : trajectoire de gain θ_f (10-18)

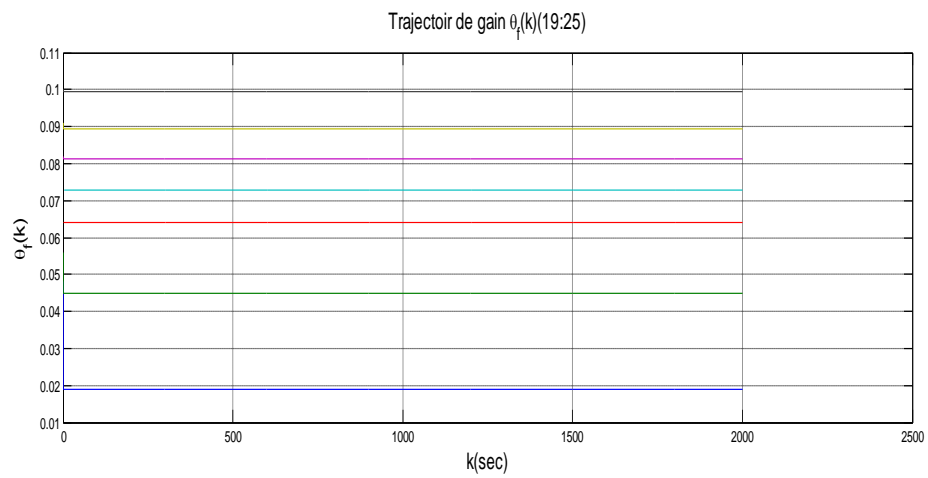


Figure I.9 : trajectoire de gain θ_f (19-25)

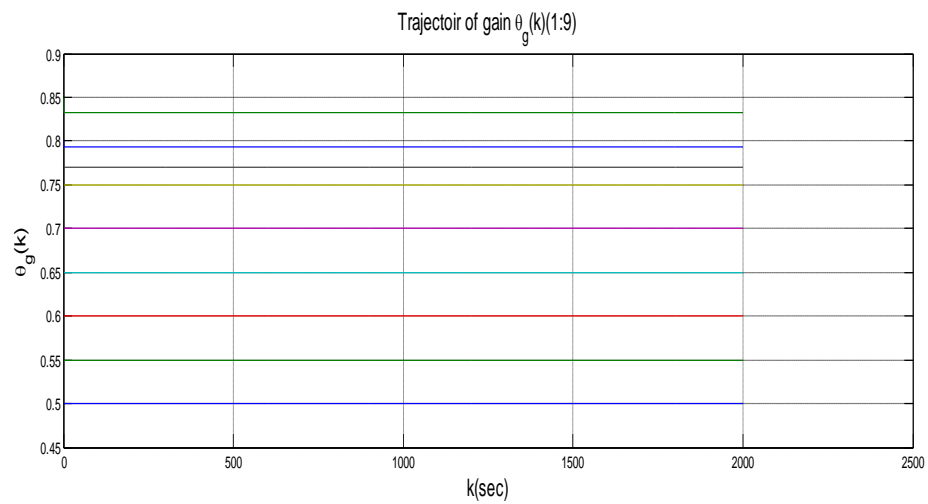


Figure I.10 : trajectoire de gain θ_g (1-9)

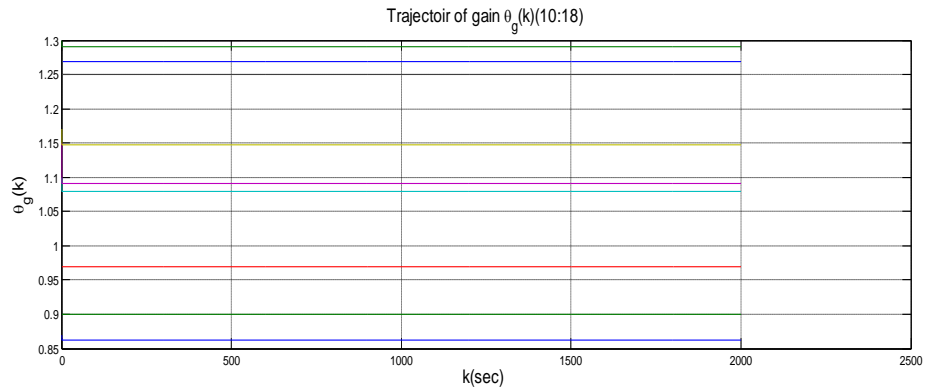


Figure I.11: *trajectoire de gain $\theta_g(10-18)$*

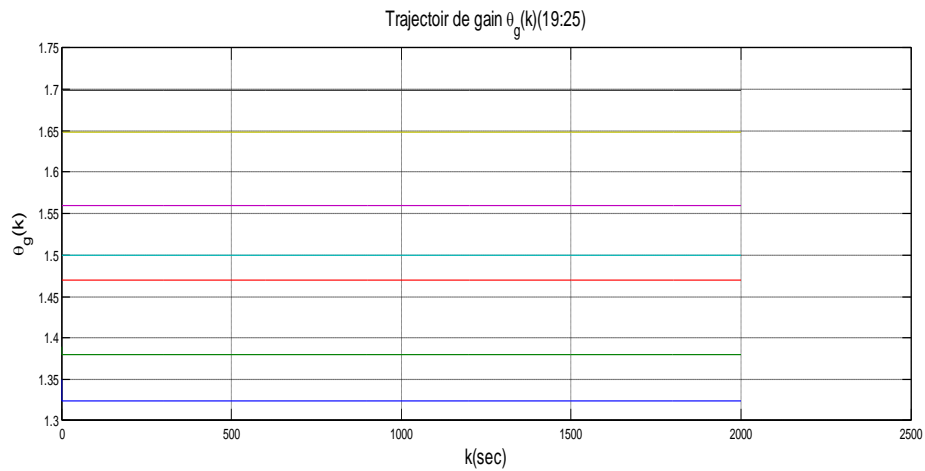


Figure I.12 : *trajectoire de gain $\theta_g(19-25)$*

I.4.2. Discussion des résultats

Les résultats de simulations obtenus sous l'environnement Matlab, sont donnés par les figures (I.1) à (I.9). La figure (I.1) montre l'évolution du signal de référence et le signal de sortie du système où on voit une bonne poursuite. La figure (I.2) montre le signal de commande globale $u(k)$, qui est sinusoïdal. La figure (I.3) montre l'erreur de poursuite entre la sortie du système $y(k)$ et la trajectoire de référence $r(k)$ qui converge vers zéro, et la figure (I.4) à (I.9) représentent la trajectoire de gain θ_f et θ_g respectivement où on voit que ces signaux sont tout bornés.

I.5. CONCLUSIONS

Un schéma de commande adaptative floue indirecte est développé pour une classe des systèmes non linéaires de temps discret. Dans ce schéma, il n'est pas nécessaire de connaître la borne supérieure de l'erreur d'approximation, car la borne inconnue est estimée en utilisant une loi d'adaptation ajustée d'une manière adaptative avec la borne estimée. On a prouvé que le schéma proposé peut garantir que tous les signaux dans le système en boucle fermée sont bornés, ce qui implique que l'erreur de poursuite converge à un petit voisinage de l'origine.

Chapitre II

Commande adaptative floue directe pour une
classe de systèmes chaotiques discrets.

II.1.introduction

Depuis Ott, Grebogi, et York ont proposé la méthode célèbre d'OGY pour la commande de chaos, beaucoup de méthodes efficaces ont été développés [20].La commande adaptative

[21 - 23], la conception par Backstepping [24, 25], la commande impulsive [26, 27], etc. Au cours de ces dernières années, la commande adaptative des systèmes discrets a été étudiée intensivement [28 - 34].

Quelques schémas de commande adaptative pour les systèmes non linéaires discrets ont été utilisés en utilisant les réseaux de neurones [30 - 32].

Dans les dernières décennies, la commande floue des systèmes non linéaires a suscité une attention considérable [35, 36]. Parmi de divers genres de méthodes floues, la commande floue basée sur des systèmes non linéaires a été un sujet attrayant de recherche, et beaucoup de résultats ont été rapportés [37 - 40]. Plus récemment, il y avait augmenté l'intérêt pour l'application du modèle flou de T-S à la modélisation et à la commande de systèmes chaotiques. Après l'idée de représenter les systèmes chaotiques par l'intermédiaire du modèle flou de T-S, quelques méthodes de commande adaptatives ont été proposées pour la stabilisation ou la synchronisation des systèmes chaotiques discrets [42 - 44]. Cependant, l'erreur de modélisation et les perturbations inconnues ne sont pas considérées [42 - 44].

Dans ce travail, un schéma de conception de commande adaptative floue directe pour une classe des systèmes chaotiques discrets est donné où : (1) l'erreur de modélisation et les perturbations inconnues sont considérées ; (2) l'algorithme des moindres carrés avec zone-morte est employé pour réduire l'effet de l'erreur de modélisation et des perturbations inconnues ; (3) par la méthode de Lyapunov, tous les signaux impliqués dans les systèmes en boucle fermée sont bornés et que l'erreur entre la sortie du système et le signal de référence converge à un petit voisinage de zéro.

Le travail est organisé comme suit. Dans la section. 2, le modèle flou de T-S est utilisé pour représenter les systèmes chaotiques discrets. Dans la section. 3, un contrôleur flou est conçu et les coefficients inconnus du contrôleur sont identifiés par algorithme de moindres carrés avec zone-morte. Par la méthode de Lyapunov, l'analyse de stabilité est présentée dans la section. 4. Un exemple de simulation est présenté pour montrer l'efficacité des résultats théoriques dans la section. 5 en utilisant le logiciel Matlab.

II.2. Modélisation floue de T-S d'un système chaotique discret

Beaucoup de systèmes chaotiques discrets peuvent être décrits par les modèles flous de T-S [41, 42]. Le modèle flou de T-S suivant est utilisé pour représenter une classe des systèmes chaotiques discrets :

Règle du système i :

SI $z_1(k)$ est M_1^i et $z_2(k)$ est M_2^i

Et, ..., et $z_g(k)$ est M_g^i

Alors $y(k+1) = l_{i1}y(k) + \dots + l_{in}y(k-n+1) + u(k) + \eta_i(k)$

Et $i = 1, 2, \dots, r$,

où $y(k) \in R$ est la sortie du système, $u(k) \in R$ est le signal d'entrée du système, $\eta_i(k)$ représente l'erreur de modélisation et les perturbations inconnues qui sont petit et bornées, M_j^i sont les ensembles flous, $z(k) = [z_1(k), z_2(k), \dots, z_g(k)]^T$ sont des variables mesurables du système, $l_{i1}, \dots, l_{in}, p_i$ sont les $i^{\text{ème}}$ coefficients du sous-système r est le nombre de règles d'inférence.

En appliquant une méthode floue d'inférence, c'est-à-dire, une fuzzification par singleton, produit d'inférence floue, et defuzzification par centre de moyennes, le modèle dynamique global flou suivant est obtenu :

$$y(k+1) = \sum_{i=1}^r h_i(z(k)) [l_{i1}y(k) + l_{in}y(k-n+1) + u(k) + \eta_i(k)] \quad (1)$$

Où :

$$h_i(z(k)) = \frac{\omega_i(z(k))}{\sum_{i=1}^r \omega_i(z(k))}$$

$$\omega_i(z(k)) = \prod_{j=1}^g M_j^i(z(k))$$

Et $M_j^i(z_j(k))$ est le degré d'appartenance de $z_j(k)$ dans M_j^i

Nous supposons que :

$$\omega_i(z(k)) \geq 0, \quad \sum_{i=1}^r \omega_i(z(k)) > 0, \quad i = 1, 2, \dots, r.$$

Alors nous obtenons

$$h_i(z(k)) \geq 0, \quad \sum_{i=1}^q h_i(z(k)) = 1, \quad i = 1, 2, \dots, r.$$

L'objectif de commande est de forcer la sortie du système $y(k+1)$ à poursuivre la trajectoire spécifique de référence $y_r(k+1)$.

Définissant l'erreur de poursuite :

$$e(k+1) = y_r(k+1) - y(k+1).$$

La sortie $y(k+1)$ peut être décrite comme :

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \eta(k), \dots, \eta_r(k)), \text{ où } f \text{ est une fonction lisse avec } f(0, 0, \dots, 0) = 0.$$

Remarque 1 : Trois types de systèmes chaotiques, tels que le modèle Henon de chaos, Modèle de chaos d'Ushio, Modèle Lozi de chaos, etc., ont été considérés et exprimés par le modèle floué de T-S dans [42].

II.3. Conception d'un contrôleur adaptatif

En utilisant l'idée de la compensation parallèle distribuée (PDC), on conçoit le contrôleur suivant :

Règle du système i :

$$\text{SI } z_1(k) \text{ est } M_1^i \text{ et } z_2(k) \text{ est } M_2^i$$

$$\text{Et, } \dots, \text{ et } z_g(k) \text{ est } M_g^i$$

$$\text{Alors } u(k) = a_{i1}y(k) + \dots + a_{in}y(k-n+1) + b_{i1}y_r(k+1),$$

$$\text{Et } i = 1, 2, \dots, r.$$

Où $a_{i1}, \dots, a_{in}, b_{i1}$ sont les coefficients inconnus du $i^{\text{ème}}$ sous-système à identifier plus tard.

En appliquant une méthode floue d'inférence standard, le modèle dynamique global flou suivant est obtenu :

$$u(k) = \sum_{i=1}^r h_i(z(k)) [a_{i1}y(k) + \dots + a_{in}y(k-n+1) + b_{i1}y_r(k+1)]. \quad (2)$$

$$\text{Soit : } \theta_i = [a_{i1}, \dots, a_{in}, b_{i1}]^T$$

$$\phi_i(k) = [h_i(z(k))y(k) + \dots + h_i(z(k))y(k-n+1) + h_i(z(k))y_r(k+1)]^T,$$

$$\theta_i = [\theta_1^T, \dots, \theta_r^T]^T, \quad \phi(k) = [\phi_1^T(k), \dots, \phi_r^T(k)]^T,$$

Alors nous obtenons

$$u(k) = \phi^T(k)\theta. \quad (3)$$

Afin de concevoir la commande adaptative stable, nous faisons l'hypothèse suivante.

Hypothèse : pour le système (1), il existe un vecteur constant θ^* tel que si $u(k) = u^*(k) = \phi^T(k)\theta^*$, alors nous avons :

$$y_r(k+1) - y^*(k+1) = d(k).$$

Où $y^*(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n+1), u^*(k), \eta_1(k), \dots, \eta_r(k))$, $|d(k)| \leq d_0$
 d_0 est une petite constante positive.

Remarque 2 : En utilisant une méthode analogique proposée dans [32], nous pouvons facilement prouver l'existence de $u^*(k)$, ce qui s'appelle la commande implicite de rétroaction désirée pour le système (1) avec $\eta_i(k) = 0, i = 1, 2, \dots, r$. Mais il est difficile de trouver $u^*(k)$ pour les systèmes (1) quand $\eta_i(k) \neq 0, i = 1, 2, \dots, r$. Par conséquent, nous faisons l'hypothèse ci-dessus dans la condition que $\eta_i(k), i = 1, 2, \dots, r$, sont petites et bornées.

À partir de l'hypothèse 1 et (1), nous obtenons :

$$e(k+1) = y_r(k+1) - y(k+1) = \phi^T(k)\tilde{\theta}(k) + d(k) \quad (4)$$

Où $\tilde{\theta}(k) = \theta^* - \hat{\theta}(k)$, $\hat{\theta}(k)$ est l'estimée de θ .

En Choissant l'algorithme des moindres carrés suivant avec zone-morte pour identifier les coefficients inconnus du contrôleur [30] :

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + \alpha(k)\beta(k)P(k)\phi(k)e(k+1) \quad (5)$$

$$P(k+1) = P(k) - \alpha(k)\beta(k)P(k)\phi(k)\phi^T(k)P(k)$$

$$P(0) = \sigma I \quad (6)$$

$$\beta(k) = \frac{1}{1 + \alpha(k)\phi^T(k)P(k)\phi(k)} \quad (7)$$

$$\alpha(k) = \begin{cases} v, & \text{if } \beta(k)|e(k+1)| \geq \sqrt{\mu d_0}, \\ 0, & \text{if } \beta(k)|e(k+1)| < \sqrt{\mu d_0}, \end{cases} \quad (8)$$

Où $\sigma > 0, \mu > 0, v > 0$ sont des constantes spécifiées par le concepteur.

II.4. Analyse de stabilité

Afin d'analyser la stabilité du système, nous avons besoin du lemme suivant qui est donné dans [31, 34].

Lemme : Le système non linéaire (1) est stable si

$$|u(k-1)| \leq k_1 + k_2 \max_{0 \leq i \leq k} |y(i)|$$

Où $0 \leq k_1 \leq \infty$, $0 \leq k_2 \leq \infty$

À cet effet, le résultat principal est donné comme suit.

Théorème :

Sous l'hypothèse, considérons le système non linéaire (1) qui est stable. Le contrôleur est conçu comme (2). Soient les poids dans le contrôleur qui vont être ajustés par la loi d'adaptation déterminée par (5) - (8). Alors le système en boucle fermée a les propriétés suivantes : (1) l'erreur de poursuite entre la sortie du système et le signal de référence converge à un petit voisinage de zéro, avec le rayon est $\sqrt{\mu}d_0$; (2) tous les signaux dans le système adaptatif direct demeureront bornés ; (3) $\tilde{\theta}(k)$ est borné, et $\|\tilde{\theta}(k+1) - \tilde{\theta}(k)\|$ converge vers zéro.

Preuve: De (4), (5), et (7), il est facile de voir que :

$$\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1) + d(k) = \beta(k) \left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k) + d(k) \right) = \beta(k)e(k+1) \quad (9)$$

À partir de (5) et de (9), nous obtenons

$$\tilde{\theta}(k+1) = \tilde{\theta}(k) - \alpha(k)P(k)\phi(k)(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1) + d(k)) \quad (10)$$

En utilisant le lemme d'inversion matriciel :

$$(A + BC)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}, \text{ nous obtenons}$$

$$P^{-1}(k+1) = P^{-1}(k) - \alpha(k)\phi(k)\phi^T(k) \quad (11)$$

Inspiré de [30], nous considérons la fonction de Lyapunov candidate

$$V(k) = \tilde{\theta}^T(k)P^{-1}(k)\tilde{\theta}(k).$$

Alors nous avons :

$$\begin{aligned}
V(k+1) &= \tilde{\theta}^T(k+1)P^{-1}(k+1)\tilde{\theta}(k+1) \\
&= \tilde{\theta}^T(k+1)(P^{-1}(k) + \alpha(k)\phi(k)\phi^T(k))\tilde{\theta}(k+1) \\
&= \tilde{\theta}^T(k+1)P^{-1}(k)\tilde{\theta}(k+1) + \alpha(k)\left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1)\right)^2 \\
&= \left(\hat{\theta}(k) - \alpha(k)\beta(k)P(k)\phi(k)e(k+1)\right)^T P^{-1}(k)\left(\hat{\theta}(k) - \alpha(k)\beta(k)P(k)\phi(k)e(k+1)\right) + \alpha(k)\left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1)\right)^2 \\
&= V(k) + \alpha(k)\left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1)\right)^2 \\
&\quad - 2\alpha(k)\phi^T(k)\tilde{\theta}(k)\left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1) + d(k)\right) \\
&\quad + \alpha^2(k)\phi^T(k)P(k)\phi(k)\left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1) + d(k)\right)^2 \\
&= V(k) - \alpha(k)\left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1)\right)^2 - 2\alpha(k)\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1)d(k) \\
&\quad - \alpha^2(k)\phi^T(k)P(k)\phi(k)\left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1) + d(k)\right)^2 \\
&\leq V(k) - \alpha(k)\left(\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1)\right)^2 - 2\alpha(k)\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1)d(k) \\
&= V(k) + \alpha(k)d^2(k) - \left(\alpha(k)\phi^T(k)\tilde{\theta}(k+1)d(k)\right)^2 \\
V(k+1) &= V(k) + \alpha(k)d^2(k) - \alpha(k)\beta^2(k)e^2(k+1) \\
&= V(k) - \alpha(k)(\beta^2(k)e^2(k+1) - d^2(k))
\end{aligned}$$

Par conséquent,

$$V(k+1) \leq V(k) - \alpha(k)(\beta^2(k)e^2(k+1) - d^2(k)) \quad (12)$$

Par (8), nous obtenons

$$V(k+1) \leq V(k). \quad (13)$$

À partir de (8) et (12), nous obtenons

$$\begin{aligned}
&\left(1 - \frac{1}{\mu}\right)\alpha(k)\beta^2(k)e^2(k+1) \\
&\leq V(k) - V(k+1) - \alpha(k)\left(\frac{1}{\mu}\beta^2(k)e^2(k+1) - d^2(k)\right) \\
&\leq V(k) - V(k+1).
\end{aligned}$$

En sommant les deux termes dans l'expression de 0 à ∞ résulte :

$$\left(1 - \frac{1}{\mu}\right) \sum_{k=1}^{\infty} \alpha(k) \beta^2(k) e^2(k+1) \leq V(0) = \tilde{\theta}^T(0) P^{-1}(0) \tilde{\theta}(0) < \infty, \quad (14)$$

Ce qui implique que :

$$\alpha(k) \beta^2(k) e^2(k+1) \rightarrow 0, \quad k \rightarrow \infty, \quad (15)$$

Ainsi, il existe un nombre entier positif k_0 tel que pour tout $k \geq k_0$,

$$\beta(k) e(k+1) < \sqrt{\mu} d_0. \quad (16)$$

Si l'affirmation (16) n'est pas vraie, alors il existe des sous-séquences

$\{k_i\}, i = 1, 2, \dots$, telles que :

$$\beta(k_i) e(k_i + 1) < \sqrt{\mu} d_0.$$

Par (8), nous obtenons

$$\beta(k_i) \sqrt{\alpha(k_i)} e(k_i + 1) \geq \sqrt{\mu} d_0.$$

Soit $i \rightarrow \infty$, alors $\alpha(k_i) \beta^2(k_i) e^2(k_i + 1)$ ne converge pas vers zéro. C'est contraire au (15).

Par conséquent, (16) est vrai.

Par (8) et (15), $\alpha(k) = 0, \beta(k) = 1$ pour tout $k \geq k_0$. Par conséquent à partir (14) nous obtenons :

$$|e(k+1)| < \sqrt{\mu} d_0, \forall k \geq k_0. \quad (17)$$

De (17), on sait que l'erreur de poursuite $e(k)$ est bornée.

Puisque y_r est borné, il existe une constante positive k_3 telle que

$$y(k) = |y_r(k) - e(k)| \leq k_3 + \max_{1 \leq j \leq k} |e(j)|. \quad (18)$$

Par le lemme, il existe deux constantes positives k_1 et k_2 telles que

$$u(k-1) \leq k_1 + k_2 \max_{1 \leq j \leq k} |y(j)|. \quad (19)$$

De (18) et (19), il existe deux constantes positives k_4 et k_5 telles que

$$u(k-1) \leq k_4 + k_5 \max_{1 \leq j \leq k} |e(j)|. \quad (20)$$

De la définition du $\phi(k)$, on sait qu'ils existent deux constantes positives k_6 et k_7 telles que

$$\|\phi(k)\| \leq k_6 + k_7 \max_{1 \leq j \leq k} |e(j)|. \quad (21)$$

Par conséquent, les signaux $u(k)$, $y(k)$, et $\phi(k)$ dans le système adaptatif direct resteront borné.

Puisque $V(k) \leq V(0)$, il s'en suit que

$$\begin{aligned} \sigma^{-1} \|\tilde{\theta}(k)\|^2 &= \tilde{\theta}^T(k) P^{-1}(0) \tilde{\theta}(k) \\ &\leq \tilde{\theta}^T(k) P^{-1}(k) \tilde{\theta}(k) \\ &\leq \tilde{\theta}^T(k) P^{-1}(k) \tilde{\theta}(k) \sigma^{-1} \|\tilde{\theta}(0)\|^2. \end{aligned}$$

Ainsi, nous avons

$$\|\tilde{\theta}(k)\| \leq \|\tilde{\theta}(0)\|. \quad (22)$$

Par conséquent, $\|\tilde{\theta}(k)\|$ est bornée.

À partir de (8) et (15), nous obtenons $\alpha(k) = 0$ pour tout $k \geq k_0$. Par (5), nous obtenons $\|\tilde{\theta}(k-1) + \tilde{\theta}(k)\|$ pour $k \geq k_0$. Par conséquent, $\|\tilde{\theta}(k-1) + \tilde{\theta}(k)\|$ converge vers zéro.

II.5. simulations

L'équation dynamique du modèle de Henon est donnée par :

$$y(k+1) = -y(k)^2 + 0.3y(k-1) + 1.4 + u(k). \quad (23)$$

Choisissons les deux fonctions d'appartenance suivantes :

$$M_1(y(k)) = 0.5 \left(1 - \frac{y(k)}{d}\right).$$

$$M_2(y(k)) = 0.5 \left(1 + \frac{y(k)}{d}\right).$$

Où d est une constante, assez grand pour couvrir l'intervalle de sortie. Suivant [42], le modèle de Henon peut être exprimé comme :

Règle 1 : Si $y(k+1)$ est M_1^1 .

Alors $y(k+1) = l_{11}y(k) + l_{12}y(k-1) + u^*(k) + \eta_1(k)$.

Règle 2 : Si $y(k+1)$ est M_1^2 .

Alors $y(k + 1) = l_{21}y(k) + l_{22}y(k - 1) + u^*(k) + \eta_2(k)$.

Où $u^* = u + 1.4$, $l_{11} = l_{12} = d$, $l_{21} = l_{22} = 0.3$, $\eta_1(k)$ et $\eta_2(k)$ représentent l'erreur de modélisation et les perturbations inconnues.

L'objectif est de forcer la sortie du système y à poursuivre le signal de référence désiré y_r , qui est un signal carré d'amplitude 2 et de période de 20s. Dans cette simulation, les paramètres initiaux sont choisis comme suit :

$$u(1) = -1, u(2) = 1, y(1) = 1, y(2) = -2, \alpha(2) = 1, \beta(2) = 1,$$

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(1) = \hat{\theta}(2) &= [a_{11}(1), a_{12}(1), b_{11}(1), a_{21}(1), a_{22}(1), b_{22}(1)]^T \\ &= [-2.8, -0.4, 1, 2.8, -0.45, 1]^T. \end{aligned}$$

Les paramètres de conception sont $\sigma = 0.01$, $\mu = 1.1 > 1$, $v = 1$, $d = 3$, $d_0 = 0.2$. Les perturbations sont choisies comme $0.1\sin(k)$. Les résultats de simulation sont représentés sur les figures. 1, 2 et 3.

II.5.1. Résultats de simulation:

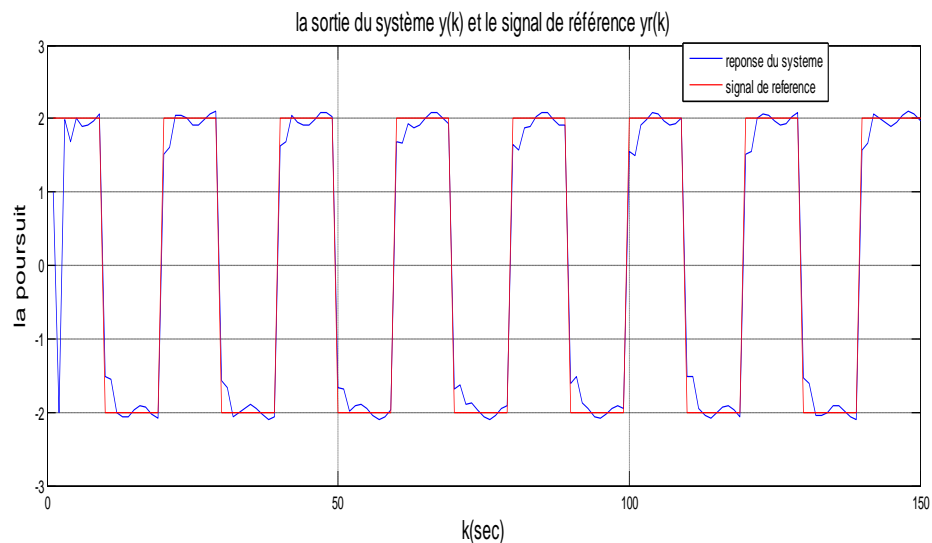


Figure II.1 : la sortie du système et le signal de référence.

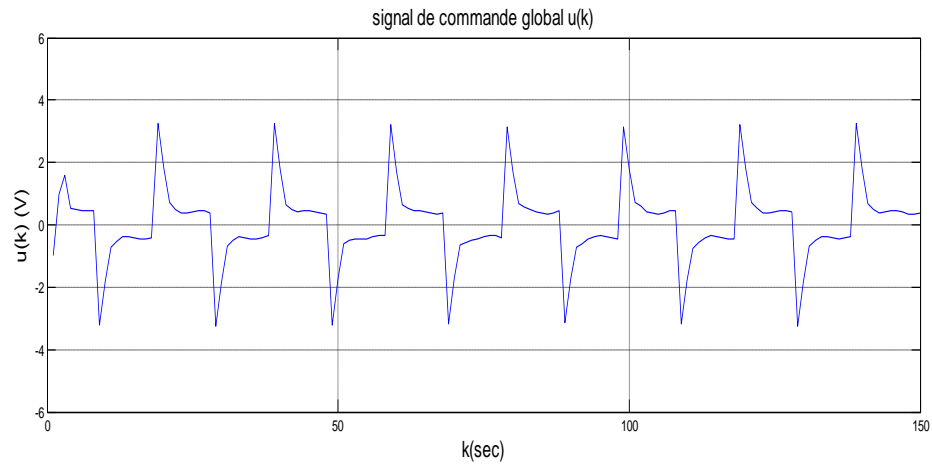


Figure II.2 : *signal de commande global $u(k)$.*

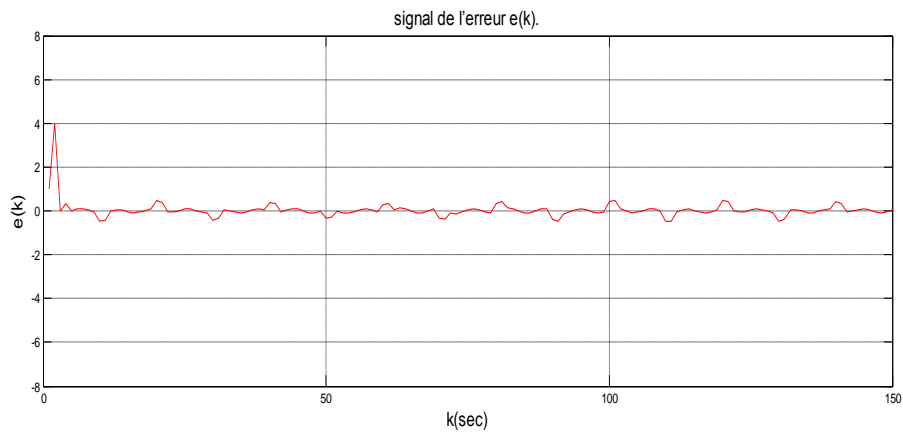


Figure II.3 : *signal de l'erreur $e(k)$.*

II.5.2. Discussion des résultats :

Les résultats de simulations obtenus sous l'environnement Matlab, sont donnés par les figures (1) à (3). La figure (1) montre l'évolution du signal de référence et le signal de sortie du système où on voit une bonne poursuite. La figure (2) montre le signal de commande $u(k)$, qui est sinusoïdal. La figure (3) montre l'erreur de poursuite entre la sortie du système $y(k)$ et la trajectoire de référence $y_r(k)$ qui converge vers zéro.

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, un schéma de commande adaptative floue directe est présenté pour une classe de systèmes non linéaires discrets chaotiques. On a utilisé le modèle flou de T-S pour représenter le système discret chaotique et par la suite un contrôleur flou est conçu. Un algorithme des moindres carrés avec zone-morte est utilisé pour identifier les coefficients inconnus du contrôleur. Par la synthèse de Lyapunov, tous les signaux impliqués dans la boucle fermée sont bornés et l'erreur de poursuite à un petit voisinage du zéro.

Chapitre III

Commande adaptative floue indirecte pour une classe
de systèmes non linéaires à temps
discret MIMO

III.1. INTRODUCTION

Dans la dernière décennie, la commande adaptative floue non linéaire basée sur le théorème d'approximation universelle a reçu beaucoup d'attention. Cependant, la plupart des résultats sont limités aux systèmes continus, qui ne peuvent pas être directement étendus aux systèmes discrets. Dans des applications pratiques, presque tous les systèmes de commande floue sont mis en application sur calculateurs numériques. Puisque les signaux de commande peuvent seulement être appliqués à des instants fixes, quelques avantages des contrôleurs continus sont perdus au moyen de la discrétisation. Il est nécessaire de tenir compte du fait qu'en réalité le contrôleur est un système discret et non pas continu [19].

La commande adaptative est un ensemble de techniques utilisées pour l'ajustement automatique en temps réel des régulateurs des boucles de commande afin de réaliser ou maintenir un certain niveau de performances quand les paramètres du procédé à commander sont soit inconnus soit variantes dans le temps [48].

Récemment, un contrôleur flou à temps discret pour une classe de systèmes dynamiques inconnus non linéaires linéarisables par rétroaction a été présenté, mais les lois d'adaptation étaient complexes, et le temps de calcul était plus grand. Basé sur l'ajustement de l'erreur de poursuite, une commande adaptative floue prédictive avec lois d'adaptation simples a été proposée pour un système à temps discret non linéaire.

Dans [13], une méthode de commande adaptative floue indirecte est développée pour une classe de systèmes non linéaires discrets, et la supposition des bornes connues sur les erreurs d'approximation n'est pas exigée puisque ceux sont estimées par des lois d'adaptation.

Dans [45], en utilisant des réseaux de neurones d'ordre supérieur, la conception du contrôleur adaptatif est étudiée pour une classe des systèmes non linéaires inconnus discret MIMO avec des interconnexions inconnues entre les sous-systèmes, mais il est nécessaire de supposer qu'une matrice orthogonale est trouvée pour régler les poids de la matrice du réseau de neurone.

Dans ce travail, un nouveau schéma de commande adaptative floue indirecte est développé pour une classe de systèmes non linéaires discrets MIMO avec dynamique mal connue. Pour éviter le problème de singularité de contrôleur, le

Contrôleur qui est conçu par des systèmes flous, est déduit à partir d'un critère de performance quadratique, et les paramètres inconnus dans les systèmes flous, qui sont des lois adaptatives utilisant des gains variables dans le temps, sont ajustés par la valeur prédite de l'erreur de poursuite généralisée. Le schéma de conception proposé garantit que tous les signaux dans le système en boucle fermée sont bornés, et l'erreur de poursuite généralisée converge à un petit voisinage de l'origine.

III.2. Conception d'un contrôleur adaptatif flou indirect et analyse de stabilité

Considérons le système non linéaire discret (MIMO) sous la forme suivante :

$$Y(k+d) = \bar{F}[Y(k), \dots, Y(k-n), U(k), \dots, U(k-m)] \quad (1)$$

Où $U(k) = [u_1(k), \dots, u_p(k)]^T \in R^p$ et $Y(k) = [y_1(k), \dots, y_p(k)]^T \in R^p$ sont l'entrée et la sortie du système respectivement, d est le retard du système.

$$\bar{F}[*] = [\bar{f}_1[*], \dots, \bar{f}_p[*]]^T \text{ Est un vecteur de fonction lisse non linéaire inconnue.}$$

Notons $I_i(k) = \{y_i(k), \dots, y_i(k-n)\}$, $J_l(k) = \{u_l(k-1), \dots, u_l(k-m)\}$

Avec $(i, l = 1, \dots, p)$, De (1), nous avons :

$$y_i(k+d) = \bar{f}_i[I_1(k), \dots, I_p(k), u_1(k), j_1(k), \dots, u_p(k), J_p(k)] \quad (2)$$

En utilisant le théorème de la valeur moyenne différentielle, nous obtenons :

$$y_i(k+d) = f_i(X(k)) + \sum_{j=1}^p g_{ij}(X(k))u_j(k) \quad (3)$$

$$\text{Où } f_i(X(k)) = \bar{f}_i[I_1(k), \dots, I_p(k), 0, j_1(k), \dots, 0, J_p(k)]$$

$$g_{ij}(X(k)) = \frac{\partial \bar{f}_i}{\partial u_j(k)} [I_1(k), \dots, I_p(k), \theta_i u_1(k), j_1(k), \dots, \theta_i u_p(k), J_p(k)]$$

$$\text{Et } (0 < \theta_i < 1).$$

Le système (1) peut s'écrire :

$$Y(k+d) = F(X(k)) + G(X(k))U(k) \quad (4)$$

$$\text{Où } X(k) = [I_1(k), \dots, I_p(k), J_1(k), \dots, J_p(k)]^T,$$

$$F(X(k)) = [f_1(X(k)), \dots, f_p(X(k))]^T$$

$$G(X(k)) = \begin{bmatrix} g_{11}(X(k)) & \cdots & g_{1p}(X(k)) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{p1}(X(k)) & \cdots & g_{pp}(X(k)) \end{bmatrix}$$

Et l'hypothèse suivante est réalisée:

Hypothèse 1: On suppose que $G(X(k))$ est inversible pour tous

$$X(k) \in U \subset R^{(m+n+1)p}.$$

L'objectif de ce travail est de concevoir une loi de commande $U(k)$ telle que la sortie du système $Y(k)$ suit le signal de référence $R(k) = [r_1(k), \dots, r_p(k)]^T \in R^p$ alors que tous les signaux dans le système en boucle fermée demeurent bornés.

Si les fonctions $F(X(k))$ et $G(X(k))$ sont connues exactement, il est bien connu que pour le système (4), il existe un contrôleur idéal :

$$U^*(k) = G^{-1}(X(k))(-F(X(k)) + R(k + d)) \quad (5)$$

Ce conduit la sortie du système de poursuivre parfaitement une trajectoire de référence connue $R(k)$, c'est-à-dire :

$$E(k + d) = R(k + d) - Y(k + d) = 0$$

Ceci signifie qu'après d étapes, nous avons $E(k) = 0$.

Puisque les fonctions $f_i(X(k))$ et $g_{ij}(X(k))$ sont inconnues, ces fonctions non linéaires sont inconnus à cause de $\bar{F}[*]$ le contrôleur idéal $U^*(k)$ de (5) ne peut pas être implémenté nous supposons que les fonctions $f_i(X(k))$ et $g_{ij}(X(k))$ peuvent être approximées par des systèmes flous.

Le système flou utilisé est caractérisés par un ensemble de règles floues SI-ALORS sous la forme [1]

$$R^{(l)} : \mathbf{SI} \ x_1 \text{ est } F_1^l \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } F_n^l \ , \mathbf{ALORS} \ y \text{ est } G^l$$

Où $x = [x_1, \dots, x_n]^T$ et y sont l'entrée et la sortie du système flou, respectivement, F_i^l et G^l sont des ensembles flous, pour $l = 1, \dots, m$.

En utilisant la stratégie de fuzzification par singleton, une defuzzification par le centre de gravité, et le produit d inférence, la sortie finale du système flou est donnée comme suit :

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m y^j (\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i))}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)} \quad (6)$$

Où y^j est le point auquel la fonction d'appartenance de G^l réalise sa valeur maximale. En présentant le concept des fonctions floues de base $\xi(x)$, la sortie donnée par (3) peut être réécrite sous la forme compacte suivante :

$$y(x) = \hat{f}(x|\theta) = \theta^T \xi(x) \quad (7)$$

Où $\theta = [y^1, \dots, y^m]^T$, $\xi(x) = [\xi^1(x), \dots, \xi^m(x)]^T$ avec :

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

Selon le théorème d'approximation universelle [1], le système flou (7) est capable d'approximer n'importe quelle fonction non linéaire continue sur un ensemble compact avec un degré de précision arbitraire à condition qu'on ait assez de nombre de règles. Dans ce qui suit, il est supposé que la structure du système flou et les paramètres flous de fonction de base sont spécifiés à l'avance par le concepteur.

Ceci signifie que la décision du concepteur est nécessaire pour déterminer la structure du système flou, et les paramètres de conséquence doivent être calculés par des lois adaptatives.

Puisque $f_i(X(k))$ et $g_{ij}(X(k))$ dans (4) sont inconnues, nous supposons qu'elles peuvent être approximés par des systèmes flous sous forme (7) comme suit :

$$\begin{aligned}\hat{f}_i(X(k)|\theta_{f_i}) &= \theta_{f_i}^T \xi_{f_i}(X(k)) \\ \hat{g}_{ij}(X(k)|\theta_{g_{ij}}) &= \theta_{g_{ij}}^T \xi_{g_{ij}}(X(k))\end{aligned}$$

Dénoter

$$\begin{aligned}\hat{F}(X|\theta_f) &= [\hat{f}_1(X(k)|\theta_{f_1}), \dots, \hat{f}_p(X(k)|\theta_{f_p})]^T \\ G(X|\theta_g) &= \begin{bmatrix} \hat{g}_{11}(X(k)|\theta_{g_{11}}) & \dots & \hat{g}_{1p}(X(k)|\theta_{g_{1p}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{g}_{p1}(X(k)|\theta_{g_{p1}}) & \dots & \hat{g}_{pp}(X(k)|\theta_{g_{pp}}) \end{bmatrix}\end{aligned}$$

Maintenant, considérons la loi de commande incertaine suivante :

$$U(k) = \hat{G}^{-1}(X|\theta_g)(-\hat{F}(X|\theta_f) + R(k+d)) \quad (8)$$

Cette loi de commande résultante de (5) en utilisant les approximateurs adaptatifs flous $\hat{f}_i(X(k)|\theta_{f_i})$ et $\hat{g}_{ij}(X(k)|\theta_{g_{ij}})$ au lieu des fonctions $f_i(X(k))$ et $g_{ij}(X(k))$, respectivement.

Puisque la fonction $\hat{g}_{ij}(X(k)|\theta_{g_{ij}})$ est générée en ligne par l'estimation des paramètres $\theta_{g_{ij}}$, la loi de commande (8) n'est pas bien définie lorsque la valeur estimée de $\hat{g}_{ij}(X(k)|\theta_{g_{ij}})$ est singulière.

Afin de surmonter ce problème de singularité, nous utilisons l'index de performance quadratique suivant pour obtenir le contrôleur :

$$J = (R(k+d) - Y(k+d))^T (R(k+d) - Y(k+d)) + \lambda U^T(k)U(k) \quad (9)$$

Où λ est une constante positive. La solution pour minimiser le critère de

Performance (9) est:

$$U(k) = (G^T(X(k))G(X(k)) + \lambda I)^{-1}G^T(X(k))[-F(X(k)) + R(k+d)] \quad (10)$$

Maintenant, définissons vecteur généralisé d'erreur de poursuite généralisée :

$$E(k) = R(k+d) - Y(k+d) - \lambda(G^T(X(k)))^{-1}U(k) \quad (11)$$

En substituant le contrôleur (10) dans (11), on obtient :

$$E(k) = 0 \quad (12)$$

Selon l'analyse ci-dessus, le contrôleur (12) peut faire l'erreur de poursuite généralisée $E(k) = 0$ si les fonctions non linéaires $f_i(X(k))$ et $g_{ij}(X(k))$ sont connues. Cependant, dans ce travail, ces fonctions non linéaires sont inconnues, la loi de commande ci-dessus (10) et le vecteur d'erreur de poursuite généralisée (11) ne peuvent pas être mis en application. Dans ce cas-ci, nous concevons le contrôleur et la valeur estimée de l'erreur de poursuite généralisée comme suit :

$$U(k) = (\hat{G}^T(X|\theta_g)\hat{G}(X|\theta_g) + \lambda I)^{-1}\hat{G}^T(X|\theta_g)[- \hat{F}(X|\theta_f) + R(k+d)] \quad (13)$$

$$\hat{E}(k) = R(k+d) - Y(k+d) - \lambda(\hat{G}^T(X|\theta_g))^{-1}U(k) \quad (14)$$

Qui à partir de (10) et (11) en utilisant les approximateurs adaptatifs flous

$$\hat{f}_i(X(k)|\theta_{f_i}) \text{ et } \hat{g}_{ij}(X(k)|\theta_{g_{ij}}) \text{ au lieu des fonctions } f_i(x(k)) \text{ et } g_{ij}(x(k)),$$

respectivement. Il est évident que le problème de singularité du contrôleur soit évité par (13).

Par conséquent, l'objectif de ce travail devient la conception des paramètres des lois adaptatives du contrôleur (13) pour forcer $\hat{E}(k)$ de converger à un petit voisinage de l'origine.

En utilisant (4) et (13), la valeur estimée de l'erreur de poursuite généralisée peut être réécrite sous la forme :

$$E(k) = (\hat{F}(X|\theta_f) - F(X(k))) + (\hat{G}(X|\theta_g) - G(X(k)))U(k) \quad (15)$$

III.3. Erreurs d'estimations des paramètres

Définissons le $\theta_{f_i}^*$ et $\theta_{g_{ij}}^*$ de paramètres d'approximation optimale comme suit :

$$\theta_{f_i}^* = \arg \min_{\theta_{f_i} \in \Omega_{f_i}} [\sup_{X(k) \in U} |\hat{f}_i(X|\theta_{f_i}) - f_i(X(k))|]$$

$$\theta_{g_{ij}}^* = \arg \min_{\theta_{g_{ij}} \in \Omega_{g_{ij}}} [\sup_{X(k) \in U} |\hat{g}_{ij}(X|\theta_{g_{ij}}) - g_{ij}(X(k))|]$$

Où Ω_{f_i} et $\Omega_{g_{ij}}$ sont des ensembles compact des paramètres du contrôleur. Noter que

les paramètres optimaux $\theta_{f_i}^*$ et $\theta_{g_{ij}}^*$ sont des quantités constantes artificielles

présentées seulement pour un but d'analyse, et ses valeurs ne sont pas nécessaires pour l'implémentation. Dénoter les erreurs d'estimation des paramètres comme :

$$\Phi_{f_i}(k) = \theta_{f_i}(k) - \theta_{f_i}^* , \quad \Phi_{g_{ij}}(k) = \theta_{g_{ij}}(k) - \theta_{g_{ij}}^*$$

$$\text{Et:} \quad \omega_{f_i}(k) = f_i(X(k)|\theta_{f_i}^*) - f_i(X(k))$$

$$\omega_{g_{ij}}(k) = g_{ij}(X(k)|\theta_{g_{ij}}^*) - g_{ij}(X(k))$$

Comme erreurs d'approximation minimum.

En ce travail, nous supposons que le système flou utilisé ne violent pas la propriété universelle d'approximation [1] sur l'ensemble compact U , ce qui est assez grand assumé de sorte que les variables d'état demeurent dans le U sous la commande en boucle fermé.

Ainsi il est raisonnable de supposer que les erreurs d'approximation sont bornées pour tout $X(k) \in U$, en conséquence, nous peuvent faire la prétention suivante :

Hypothèse 2: Il existe des constantes inconnus $\rho_{f_i}^*$ et $\rho_{g_{ij}}^*$ tels que :

$$|\omega_{f_i}(k)| \leq \rho_{f_i}^*, |\omega_{g_{ij}}(k)| \leq \rho_{g_{ij}}^* \text{ Respectivement}$$

Avec ces définitions, Eq d'erreur. (15) peut être réécrite sous la forme:

$$E_i(k) = \Phi_{f_i}^T \xi_{f_i}(X(k)) + \sum_{j=1}^p \Phi_{g_{ij}}^T \xi_{g_{ij}}(X(k)) u_j(k) + \omega_{f_i}(k) + \sum_{j=1}^p \omega_{g_{ij}}(k) u_j(k) \quad (16)$$

et ($i = 1, \dots, p$)

Afin de répondre à l'objectif de commande, dedans [8-12], un zone-morte continu est employé pour concevoir la loi d'adaptation, mais la borne d'erreur d'approximation est nécessaire.

En ce travail, nous utilisons la zone-morte variable dans le temps pour concevoir la loi d'adaptation de paramètre. Le variable dans le temps de la zone-morte $\zeta_i(k)$ est conçu comme ajustée de manière adaptative par loi d'adaptation suivante :

$$\xi_i(k) = \begin{cases} \frac{2l_i}{l_{\alpha\beta i}} \left(1 - \frac{\gamma_i}{|\hat{E}(k)|(1-l_i)}\right) & \text{si } |\hat{E}_i(k)| > \frac{\gamma_i}{1-l_i} \\ 0 & \text{si } |\hat{E}_i(k)| > \frac{\gamma_i}{1-l_i} \end{cases} \quad (17)$$

$$D'où : \quad l_{\alpha\beta i} = \alpha_{1i} + \beta_{1i} + \sum_{j=1}^p (\alpha_{2ij} + \beta_{2ij}) u_j(k) \quad \text{et } 0 < l_i < 1$$

$$\gamma_i = \rho_{f_i}(k) + \sum_{j=1}^p \rho_{g_{ij}}(k) |u_j(k)|, \quad i = 1, \dots, p, \rho_{f_i}(k)$$

$\rho_{f_i}(k)$ Et $\rho_{g_{ij}}(k)$ sont les estimations de $\rho_{f_i}^*$ et $\rho_{g_{ij}}^*$, respectivement.

Utilisation les lois d'adaptation suivantes pour ajuster les paramètres $\rho_{f_i}(k)$ et le $\rho_{g_{ij}}(k)$:

$$\rho_{f_i}(k+1) = \rho_{f_i}(k) + \beta_{1i} \xi_i(k) |\hat{E}_i(k)| \quad (18)$$

$$\rho_{g_{ij}}(k+1) = \rho_{g_{ij}}(k) + \beta_{2ij} \xi_{ij}(k) |\hat{E}_i(k)| |u_j(k)| \quad (19)$$

Où $\beta_{1i} > 0, \beta_{2ij} > 0$.

Utilisation les lois d'adaptation suivantes pour ajuster de paramètre $\theta_{f_i}(k)$ et $\theta_{g_{ij}}(k)$:

$$\theta_{f_i}(k+1) = \theta_{f_i}(k) - \alpha_{1i} \zeta_i(k) \xi_{f_i}(X(k)) \hat{E}_i(k) \quad (20)$$

$$\theta_{g_{ij}}(k+1) = \theta_{g_{ij}}(k) - \alpha_{2ij} \zeta_{ij}(k) \xi_{g_{ij}}(x(k)) u_j(k) \hat{E}_i(k) \quad (21)$$

Où $\alpha_{1i} > 0, \alpha_{2ij} > 0$.

Remarque 1 : De (14), si $\hat{G}(X(k)) = 0$, alors $\hat{E}_i(k)$ n'est pas calculée, ainsi les lois d'adaptation (18) - (21) ne peuvent pas être implémentées, dans ce travail, en utilisant (13) on obtient :

$$(G^T(X|\theta_g))^{-1}U(k) = \frac{1}{G(X|\theta_g)\hat{G}^T(X|\theta_g) + \lambda I} [-\hat{F}(X|\theta_f) + R(k + d)]$$

Donc, la valeur estimée du vecteur d'erreur généralisée de poursuite, $\hat{E}_i(k)$ dans les lois d'adaptation (18) -(21) peut être réécrite sous la forme :

$$\hat{E}(k) = R(k + d) - Y(k + d) - \frac{1}{G(X|\theta_g)\hat{G}^T(X|\theta_g) + \lambda I} [-\hat{F}(X|\theta_f) + R(k + d)]$$

Le théorème suivant montre les propriétés de ce contrôleur adaptatif indirect flou.

Théorème 1 : Etant donné système définie par (1) satisfaisant les suppositions 1 et 2, quand la loi de commande (13) avec la loi d'adaptation (18) - (21) s'assurera que tous les signaux dans le système en boucle fermée sont bornés, et l'erreur de poursuite généralisé converge à un petit voisinage d'origine.

Preuve : Définir les paramètres d'erreurs, $\bar{\rho}_{f_i}(k) = \rho_{f_i}(k) - \rho_{f_i}^*$,

$\bar{\rho}_{g_{ij}}(k) = \rho_{g_{ij}}(k) - \rho_{g_{ij}}^*$, Eq (18) et (19), $\bar{\rho}_{f_i}(k)$ et $\bar{\rho}_{g_{ij}}(k)$ peuvent être exprimés sous la forme:

$$\bar{\rho}_{f_i}(k + 1) = \bar{\rho}_{f_i}(k) + \beta_{1i} \xi_i(k) |\hat{E}_i(k)| \quad (22)$$

$$\bar{\rho}_{g_{ij}}(k + 1) = \bar{\rho}_{g_{ij}}(k) + \beta_{2ij} \xi_{ij}(k) |\hat{E}_i(k)| |u_j(k)| \quad (23)$$

De (17) et (18), $\Phi_{f_i}(k)$ et $\Phi_{g_{ij}}(k)$ peuvent être exprimés sous la forme :

$$\Phi_{f_i}(k + 1) = \Phi_{f_i}(k) - \alpha_{1j} \zeta_i(k) \xi_{f_i}(X(k)) \hat{E}_i(k) \quad (24)$$

$$\Phi_{g_{ij}}(k + 1) = \Phi_{g_{ij}}(k) - \alpha_{2ij} \zeta_i(k) \xi_{g_{ij}}(X(k)) u_j(k) \hat{E}_i(k) \quad (25)$$

Considérer la fonction :

$$V(k) = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\alpha_{1i}} \Phi_{f_i}^T(k) \Phi_{f_i}(k) + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\alpha_{2ij}} \Phi_{g_{ij}}^T(k) \Phi_{g_{ij}}(k) + \sum_{i=1}^p \frac{1}{\beta_{1i}} \bar{\rho}_{f_i}^T(k) \bar{\rho}_{f_i}(k) + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\beta_{2ij}} \bar{\rho}_{g_{ij}}^T(k) \bar{\rho}_{g_{ij}} \quad (26)$$

Et :

$$V(k + 1) = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\alpha_{1i}} \Phi_{f_i}^T(k + 1) \Phi_{f_i}(k + 1) + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\alpha_{2ij}} \Phi_{g_{ij}}^T(k + 1) \Phi_{g_{ij}}(k + 1) + \sum_{i=1}^p \frac{1}{\beta_{1i}} \bar{\rho}_{f_i}^T(k + 1) \bar{\rho}_{f_i}(k + 1) + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\beta_{2ij}} \bar{\rho}_{g_{ij}}^T(k + 1) \bar{\rho}_{g_{ij}}$$

Si

$\Delta V(k) = V(k+1) - V(k)$, Alors nous obtenons :

$$\begin{aligned} \Delta V(k) = & \sum_{i=1}^p \frac{1}{\alpha_{1i}} \Phi_{fi}^T(k+1) \Phi_{fi}(k+1) + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\alpha_{2ij}} \Phi_{gij}^T(k+1) \Phi_{gij}(k+1) + \\ & \sum_{i=1}^p \frac{1}{\beta_{1i}} \bar{\rho}_{fi}^T(k+1) \bar{\rho}_{fi}(k+1) + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\beta_{2ij}} \bar{\rho}_{gij}^T(k+1) \bar{\rho}_{gij} - \\ & \left(\sum_{i=1}^p \frac{1}{\alpha_{1i}} \Phi_{fi}^T(k) \Phi_{fi}(k) + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\alpha_{2ij}} \Phi_{gij}^T(k) \Phi_{gij}(k) + \right. \\ & \left. \sum_{i=1}^p \frac{1}{\beta_{1i}} \bar{\rho}_{fi}^T(k) \bar{\rho}_{fi}(k) + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\beta_{2ij}} \bar{\rho}_{gij}^T(k) \bar{\rho}_{gij} \right) \end{aligned}$$

Donc

$$\begin{aligned} \Delta V(k) = & -2 \sum_{i=1}^p \zeta_i(k) \hat{E}_i(k) \left[\Phi_{fi}^T(k) \xi_{fi}(X(k)) + \sum_{j=1}^p \Phi_{gij}^T(k) \xi_{gij}(X(k)) u_j(k) \right] + \\ & \sum_{i=1}^p \zeta_i^2(k) \left[\alpha_{1i} \xi_{fi}^2(X(k)) + \sum_{j=1}^p \alpha_{2ij} \xi_{gij}^2(X(k)) u_j^2(k) \right] \hat{E}_i^2(k) + \\ & 2 \sum_{i=1}^p \zeta_i(k) \bar{\rho}_{fi}(k) |\hat{E}_i(k)| + 2 \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \zeta_i(k) \bar{\rho}_{gij}(k) |\hat{E}_i(k)| |u_j(k)| + \\ & \sum_{i=1}^p \zeta_i^2(k) [\beta_{1i} + \sum_{j=1}^p \beta_{2ij} u_j^2(k)] \hat{E}_i^2(k) \end{aligned} \quad (27)$$

De (16), nous avons :

$$\Phi_{fi}^T \xi_{fi}(X(k)) + \sum_{j=1}^p \Phi_{gij}^T \xi_{gij}(X(k)) u_j(k) = \hat{E}_i(k) - \omega_{fi}(k) - \sum_{j=1}^p \omega_{gij}(k) u_j(k) \quad (28)$$

La substitution (28) dans (27) donne :

$$\begin{aligned} \Delta V(k) \leq & -2 \sum_{i=1}^p \zeta_i(k) \hat{E}_i^2(k) + 2 \sum_{i=1}^p \zeta_i(k) \left[\rho_{fi}(k) + \right. \\ & \left. \sum_{j=1}^p \rho_{gij}(k) |u_j(k)| \right] |\hat{E}_i(k)| + \sum_{i=1}^p \zeta_i^2(k) \left[\alpha_{1i} + \beta_{1i} + \right. \\ & \left. \sum_{j=1}^p (\alpha_{2ij} + \beta_{2ij}) u_j^2(k) \right] \hat{E}_i^2(k) \end{aligned} \quad (29)$$

Ici la prétention 2 et $|\xi_{fi}(X(k))| \leq 1$, $|\xi_{gij}(x(k))| \leq 1$ sont utilisés.

L'équation (29) peut être réécrite comme suit :

$$\begin{aligned} \Delta V(k) \leq & - \sum_{i=1}^p \zeta_i(k) \hat{E}_i^2(k) [2 - l_{\alpha\beta i} \zeta_i(k)] + 2 \sum_{j=1}^p \zeta_i(k) \left[\rho_{fi}(k) + \right. \\ & \left. \sum_{j=1}^p \rho_{gij}(k) |u_j(k)| \right] |\hat{E}_i(k)| \end{aligned}$$

De (17), si $|\hat{E}_i(k)| \leq \frac{\gamma_i}{1-l_i}$, $\zeta_i(k) = 0$

Ainsi $\Delta V(k) = 0$, donc seulement la région $|\hat{E}_i(k)| > \frac{\gamma_i}{1-l_i}$ est considérée dans la preuve suivante.

Si $|\hat{E}_i(k)| \leq \frac{\gamma_i}{1-l_i}$ de l'utilisation de (17) obtient :

$$\zeta_i(k) = \frac{2l_i}{l_{\alpha\beta i}} \left(1 - \frac{\gamma_i}{|\hat{E}_i(k)|(1-l_i)} \right) \quad (31)$$

Ainsi

$$2 - l_{\alpha\beta i} \zeta_i(k) \geq 2(1 - l_i) \quad (32)$$

La substitution de(32) dans (30) donne :

$$\Delta V(k) \leq -2 \sum_{i=1}^p (1 - l_i) \zeta_i(k) \hat{E}_i(k) \left[|\hat{E}_i(k)| - \frac{\gamma_i}{1-l_i} \right] \quad (33)$$

En utilisant (31), nous avons :

$$2(1 - l_i) \zeta_i(k) \hat{E}_i(k) = \Gamma_i \left[|\hat{E}_i(k)| - \frac{\gamma_i}{1-l_i} \right] \quad (34)$$

$$\text{Avec : } \Gamma_i = \frac{4l_i(1-l_i)}{l_{\alpha\beta i}}$$

En substituant (34) dans (33), nous obtenons :

$$\Delta V \leq - \sum_{i=1}^p \Gamma_i \left[|\hat{E}_i(k)| - \frac{\gamma_i}{1-l_i} \right]^2 \quad (35)$$

Ainsi, nous avons :

$$\Delta V(k) \leq 0 \quad (36)$$

Cela assure que $V(k)$ est bornée, ce qui implique que $\theta_{f_i}(k)$, $\theta_{g_{ij}}(k)$, $\rho_{f_i}(k)$ et $\rho_{g_{ij}}(k)$ sont bornées.

De (35), nous avons :

$$V(k+1) \leq v(k) - \sum_{i=1}^p \Gamma_i \left[|\hat{E}_i(k)| - \frac{\gamma_i}{1-l_i} \right]^2 \quad (37)$$

En sommant (37) de 1 à p , on obtient :

$$V(q+1) \leq v(1) - \sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^p \Gamma_i \left[|\hat{E}_i(k)| - \frac{\gamma_i}{1-l_i} \right]^2$$

Nous savons que pour un $k > 0$, arbitraire, $V(k)$ est borné, ainsi :

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^p \Gamma_i \left[|\hat{E}_i(k)| - \frac{\gamma_i}{1-l_i} \right]^2 < \infty \quad (38)$$

Cela implique que :

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^p \Gamma_i \left[\left| \hat{E}_i(k) \right| - \frac{\gamma_i}{1-l_i} \right]^2 = 0 \quad (39)$$

Puisque $\theta_{f_i}(k)$ et $\theta_{g_{ij}}(k)$ sont bornés, de (13), $u_i(k)$ est borné, ainsi Γ_i est borné, de (36), on obtient :

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \left[\left| \hat{E}_i(k) \right| - \frac{\gamma_i}{1-l_i} \right]^2 = 0 \quad (40)$$

Cela implique que si $|\hat{E}_i(k)| > \frac{\gamma_i}{1-l_i}$, $\|\hat{E}_i(k)\|$ converge à un petit voisinage de l'origine. Si $|\hat{E}_i(k)| \leq \frac{\gamma_i}{1-l_i}$, il est évident que $\|\hat{E}_i(k)\|$ soit déjà dans un petit voisinage de l'origine.

Remarque 2 : Tant que les valeurs initiales pour $\rho_{f_i}(k)$ et $\rho_{g_{ij}}(k)$ sont positives, de (18) et (19), nous obtenons que $\rho_{f_i}(k) > 0$ et $\rho_{g_{ij}}(k) > 0$.

III.4. SIMULATION

Considérons le système non linéaire discret MIMO suivant [46] :

$$\begin{aligned} y_1(k+1) &= 0.2 \cos[2(y_1(k) + y_1(k-1)) + 0.2(y_2(k) + y_2(k-1))] \\ &\quad + 0.2 \sin[0.2(y_1(k) + y_1(k-1)) + u_1(k) + u_1(k-1) + u_2(k-1) + 0.1] \\ &\quad + ((u_1(k) + u_1(k-1) + u_2(k-1))/(1 + \cos(y_1(k) + 0.2 * y_2(k)))) - 0.2 \\ y_2(k+1) &= 0.2 \sin[0.2(y_1(k) + y_1(k-1)) + 2(y_2(k) + y_2(k-1))] \\ &\quad + 0.2 \sin[0.2(y_2(k) + y_2(k-1)) + u_2(k) + u_2(k-1) + u_1(k-1) + 0.1] \\ &\quad + ((u_2(k) + u_1(k-1) + u_2(k-1))/(1 + \sin(y_2(k) + 0.2 * y_1(k)))) \end{aligned}$$

Le signal de référence est supposé être :

$$r_1(k) = 0.3 + 0.05 \left[\sin\left(\frac{\pi k}{50}\right) + \sin\left(\frac{\pi k}{100}\right) + \sin\left(\frac{\pi k}{150}\right) \right]$$

$$r_2(k) = 0.6 + 0.1 \left[\sin\left(\frac{\pi k}{50}\right) + \sin\left(\frac{\pi k}{100}\right) + \sin\left(\frac{\pi k}{150}\right) \right]$$

Soient les conditions initiale $y_1(0) = 0.4$, $y_2(0) = 0.4$, $\rho_{f_i}(0) = 0.01$, $\rho_{g_{ij}}(0) = 0.01$ et chaque élément du $\theta_{f_i}(0)$ et $\theta_{g_{ij}}(0)$ sont choisis aléatoirement dans l'intervalle $[-0.2, 0.2]$ et $[-0.1, 0.1]$ respectivement. D'autres paramètres sont choisis comme $\alpha_{1i} = 0.5$, $\alpha_{2ij} = 0.5$, $\beta_{1i} = 0.01$, $\beta_{2ij} = 0.01$, $l_1 = l_2 = 0.65$, $\lambda = 0.05$.

Les variables d'entrée du système floue sont

$$y_1(k), y_2(k), y_1(k-1), y_2(k-1), u_1(k-1), u_2(k-1)$$

Les fonctions d'appartenance pour x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 sont sélectionnés comme suit :

$$\mu_{F_1^1}(x_1) = \exp\left[-\left(\frac{x_1+1}{0.5}\right)^2\right], \mu_{F_1^2}(x_2) = \exp\left[-\left(\frac{x_2+0.5}{0.5}\right)^2\right]$$

$$\mu_{F_1^3}(x_3) = \exp\left[-\left(\frac{x_3}{0.5}\right)^2\right], \mu_{F_1^4}(x_4) = \exp\left[-\left(\frac{x_4-0.5}{0.5}\right)^2\right],$$

$$\mu_{F_1^5}(x_5) = \exp\left[-\left(\frac{x_5-1}{0.5}\right)^2\right]$$

III.4.1. Résultats de simulation

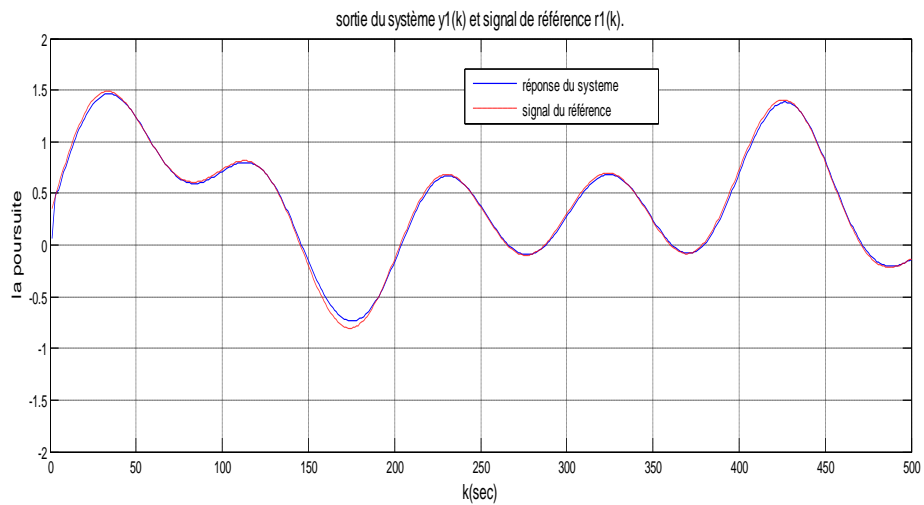


Figure III.1 : sortie du système $y_1(k)$ et signal de référence $r_1(k)$.

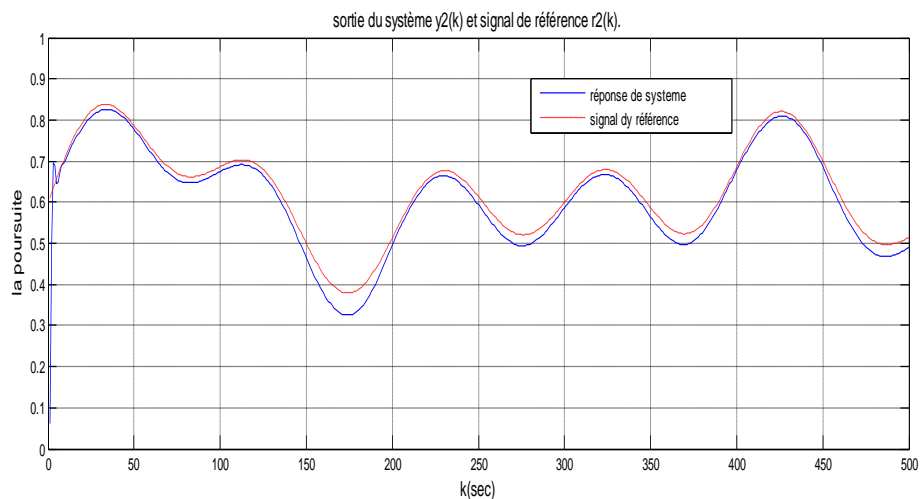


Figure III.2 : sortie du système $y_2(k)$ et signal de référence $r_2(k)$.

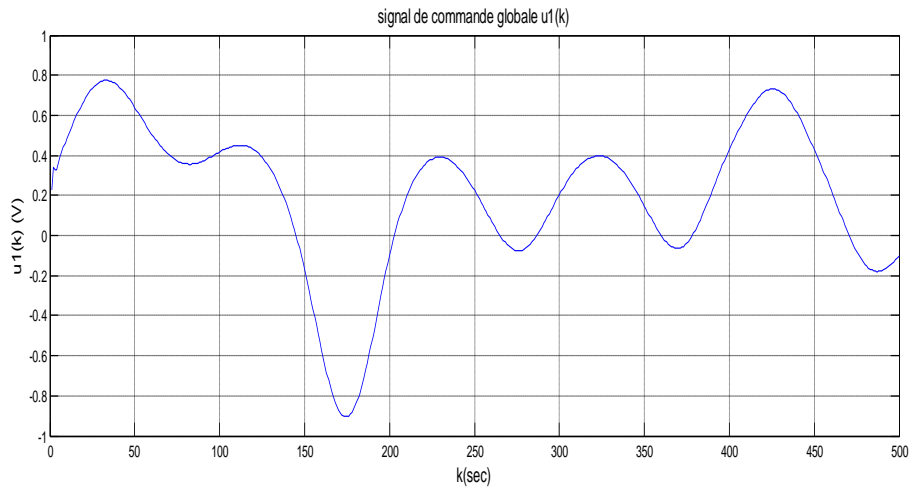


Figure III.3: *signal de commande globale $u_1(k)$.*

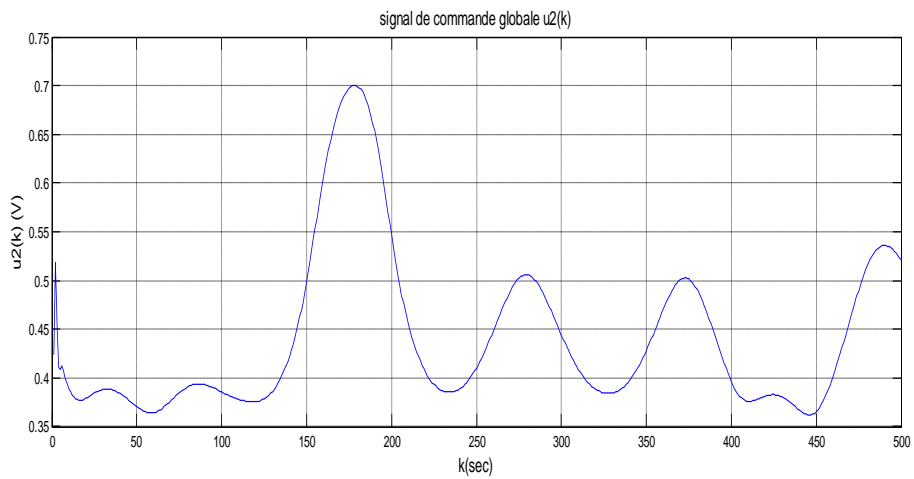


Figure III.4: *signal de commande globale $u_2(k)$.*

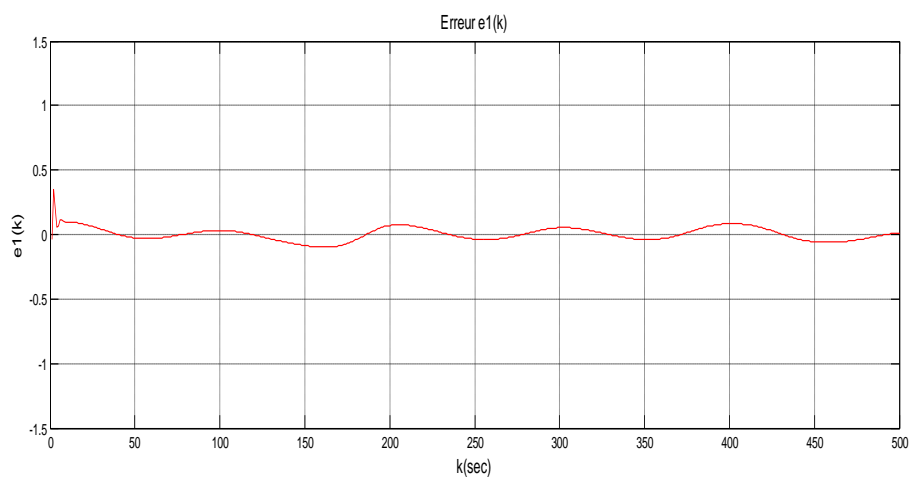
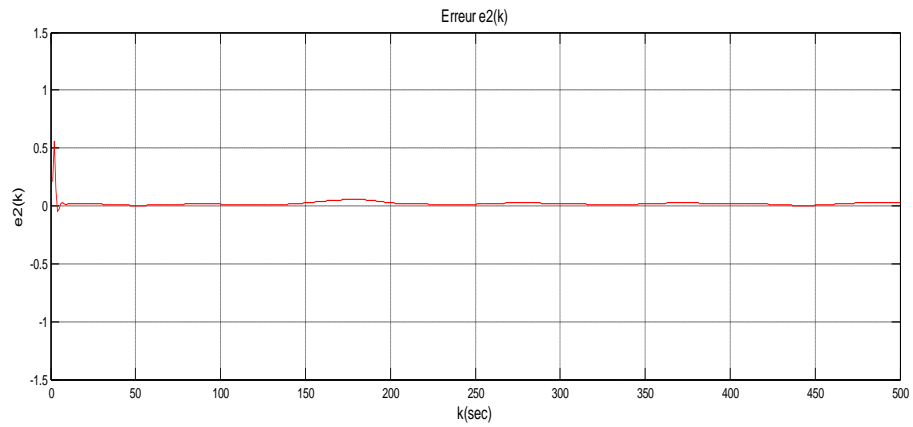
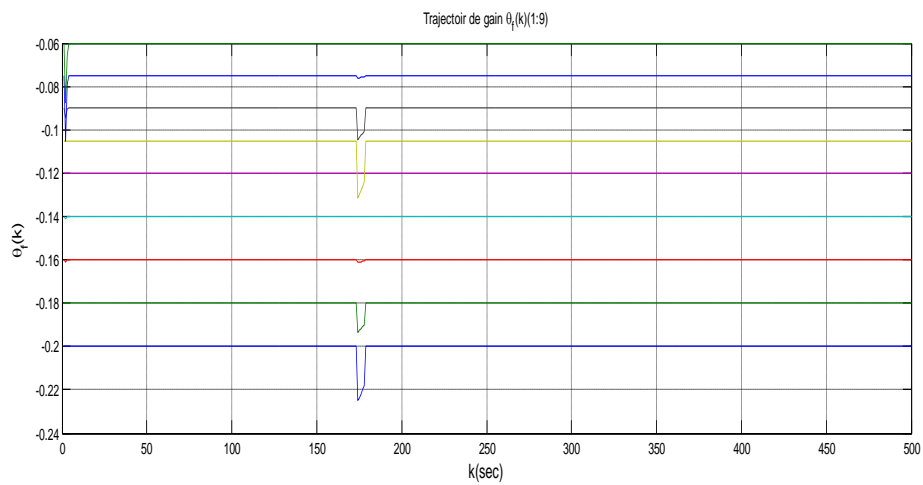
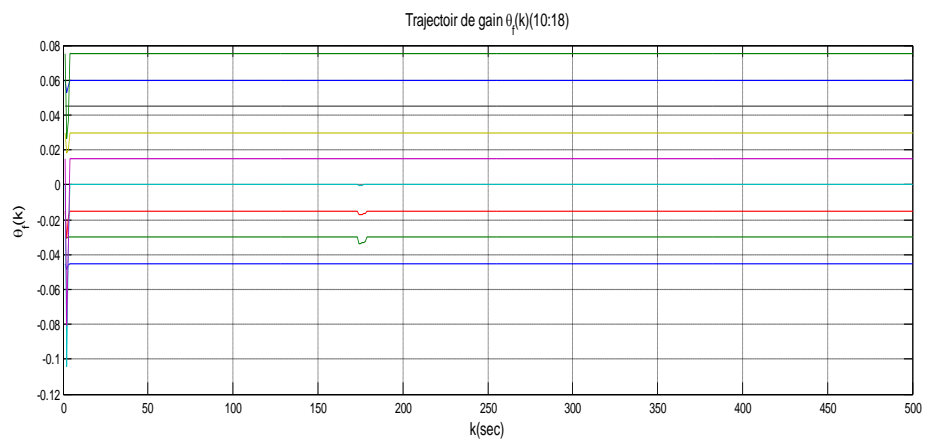


Figure III.5 : *signal de l'erreur $e_1(k)$.*

**Figure III.6 :** *signal de l'erreur $e_2(k)$.***Figure III.7 :** *trajectoire de gain $\theta_f(1-9)$* **Figure III.8 :** *trajectoire de gain $\theta_f(10-18)$*

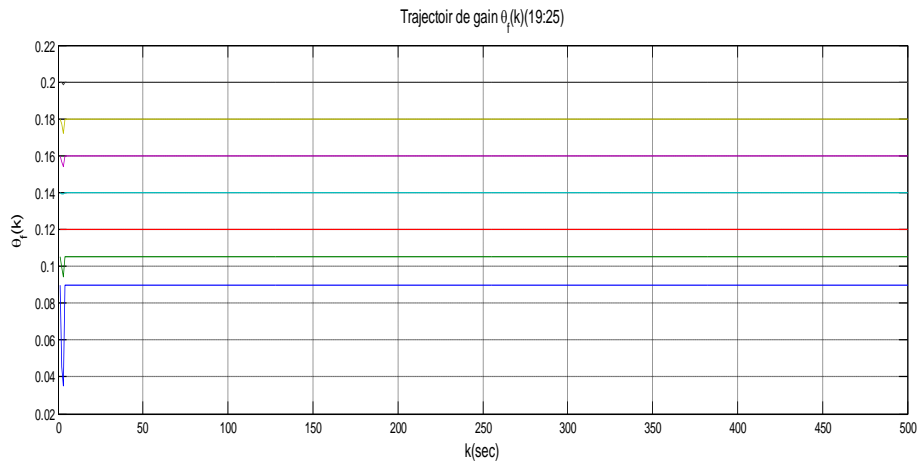


Figure III.9 : trajectoire de gain $\theta_f(19-25)$

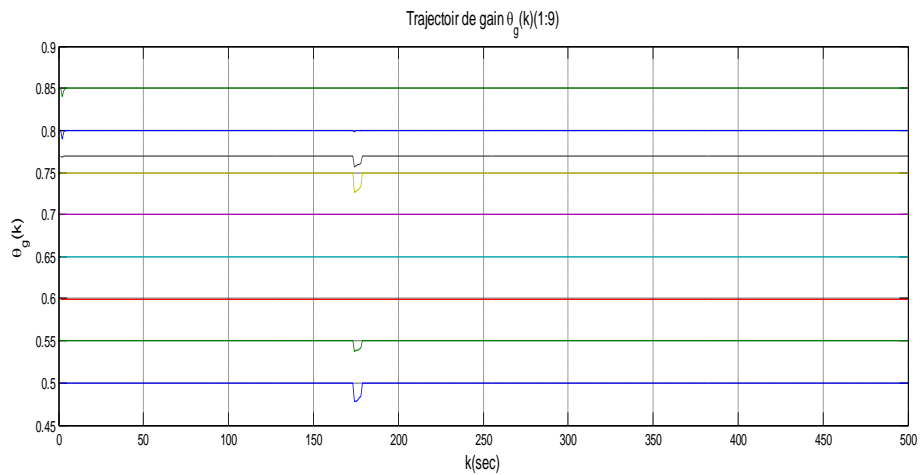


Figure III.10 : trajectoire de gain $\theta_g(1-9)$

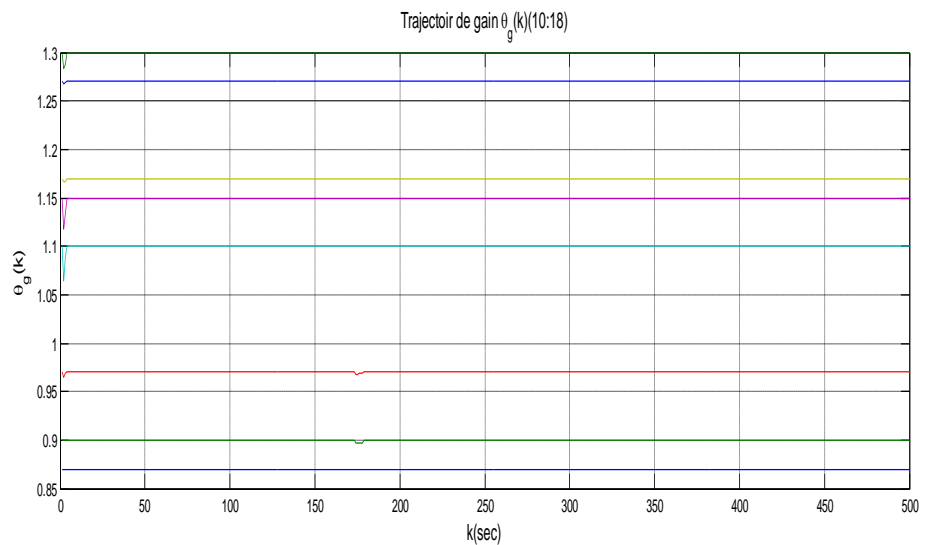


Figure III.11 : trajectoire de gain $\theta_g(10-18)$

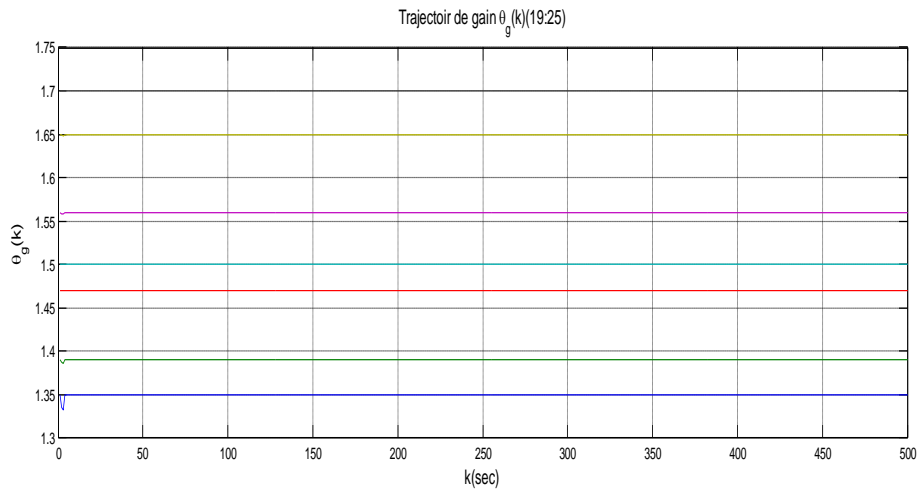


Figure III.12 : *trajectoire de gain $\theta_g(19-25)$*

III.4.2. Discussion des résultats

Le résultat de simulation est représenté sur les figures (III.1) à (III.12), où figure (III.1) et (III.2) montre la sortie du système $y(k)$ et la trajectoire désirée de référence $r(k)$ dont on remarque une bonne poursuite, dans la figure (III.3) et (III.4) on a représenté le signal de la commande $u(k)$, et dans la figure (III.5) et (III.6) représente le signal de l'erreur de poursuite converge à un voisinage de l'origine. Ces résultats de la figure (III.7) et (III.12) montrent que les performances de poursuite sont suffisamment bonnes et tous les signaux du système en boucle fermée sont bornés.

III.5. CONCLUSIONS

Dans ce chapitre, on a développé une méthode de commande adaptative floue indirecte pour une classe de systèmes non linéaires discrets MIMO, la stabilité a été étudiée en utilisant la synthèse de Lyapunov où on a prouvé que cette dernière est décroissante ce qui implique que tous les signaux en boucle fermée sont bornés, ce qui implique que l'erreur de poursuite converge à un petit voisinage de l'origine.. Les résultats de simulation montrent l'efficacité de la méthode développée.

CONCLUSION GENERALE

Les travaux présentés dans ce mémoire ont pour objectif principal le développement de structures de commande adaptatives floues indirecte stables, pour une classe de systèmes non linéaires non discrets SISO et MIMO, et la commande adaptative floue directe est présentée pour une classe de systèmes non linéaires discrets chaotiques.

Une approche floue indirecte est utilisée pour la commande d'un système non linéaire SISO et MIMO discret. La stabilité du système en boucle fermée est étudiée en utilisant l'approche de Lyapunov. La mise en œuvre de cette commande est validée par la simulation du fonctionnement d'un système non linéaire discret. Dans ce schéma de commande, les systèmes flous sont utilisés pour approcher la dynamique inconnue du système et la loi de commande. L'approche du signal de commande est déduite à partir d'une minimisation d'un critère de performance quadratique tout en assurant que les signaux en boucle fermée sont bornés, et assure la convergence vers zéro des erreurs de poursuite.

La commande adaptative floue directe est développée pour une classe des systèmes chaotiques discrets. Par un système flou du type TS adapté en ligne. Les paramètres du contrôleur adaptatif TS sont changés selon une loi adaptative on utilisant l'algorithme des moindres carrés avec zone-morte. Et par la méthode de Lyapunov, tous les signaux impliqués dans les systèmes en boucle fermée sont bornés et que l'erreur entre la sortie du système et le signal de référence converge à un petit voisinage de zéro.

Références bibliographiques

- [1] L.X. Wang. Adaptive fuzzy systems and control-design and stability analysis, new jersey: Prentice Hall, 1994.
- [2] B.S. Chen, C. H. Lee and Y.C. Chang. H^∞ tracking design of uncertain nonlinear SISO systems: adaptive fuzzy approach, IEEE Trans. Fuzzy Systems, 2(4):32-43, 1996.
- [3] Keun-Mo Koo .Stable adaptive fuzzy controller with time-varying dead zone, Fuzzy Sets and Systems, 121:161-168, 2001.
- [4] S.C. Tong, H .X .Li. Direct adaptive fuzzy output tracking control of nonlinear systems, Fuzzy Sets and Systems, 128(1): 107-115, 2002.
- [5] Jang-Hyun Parka, Sam-Jun Seob, Gwi-Tae Parka. Robust adaptive fuzzy controller for nonlinear system using estimation of bounds for approximation errors, Fuzzy Sets and Systems, 133 :19-36,2003.
- [6] S .Jagannathan, M. W. Vandergrift and F .L. Lewis. Adaptive fuzzy logic control of discrete-time dynamical systems, Automatica, 36 (2):229-241, 2000.
- [7] S .Jagannathan .Adaptive fuzzy logic control of feedback linearizable discrete-time dynamical systems under persistence of excitation, Automatica 34(11): 1295-1310, 1998.
- [8] J .T .Spooner, R .Ordonez and K .M .Passin. Direct adaptive fuzzy control for a class of discrete time systems, in Proc. Amer .Control Conf., Albuquerque, June 4-6: 1814-1818, 1997.
- [9] T. J. Spooner, R. Ordonez and K .M .Passin. Indirect adaptive fuzzy control for a class of discrete time systems, in Proc .Amer .Control Conf. Albuquerque, June 4-6:3311-3315, 1997.
- [10] H .N .Nounou and K .M .Passin .Stable auto-tuning of adaptive fuzzy/neural controllers for nonlinear discrete-time systems, IEEE Trans.Fuzzy Systems, 12(1):70-83, 2004.
- [11] R .Ordonez, J .T .Spooner and K.M. Passin. Experimental studies in nonlinear discrete-time adaptive prediction and control, IEEE Trans. Fuzzy Systems, 14(2):275-286, 2006.
- [12] R. Ordonez. Direct adaptive regulation of discrete time nonlinear systems with arbitrary nonlinearities by backstepping, in Proc .the 41st CDC, Las Vegas Nevada USA: 4288-4293,2002.
- [13] Wuxi Shi. Indirect Adaptive Fuzzy Control for a Class of Nonlinear Discrete-Time Systems, 2010 Chinese Control and Decision Conference: 3601-3605.
- [14] J. De Jesus Rubio and W. Yu. A new discrete-time sliding-mode control with time-varying gain and neural identification, International journal of control, 79(4):338-348, 2006.
- [15] G .P .Liu, V. Kadiramanathan and S. Billings. Predictive Control for Nonlinear Systems Using Neural Networks, Int J Control, 71(6):1119–1132, 1998.
- [16] M.BodsonetS.Sastry, Adaptive Control: Stability, Convergence, and Robustness.Englewood Cliffs, NJ: Prentice-hall, 1989.

- [17] V. V. Chalem, ‘‘ Adaptive Control Systems: Techniques and Applications ’’, Marcel Dekker, 1987.
- [18] R. Boukezzoula, ‘‘ Commande Floue d’une Classe de Systèmes Non Linéaires: Application au problème de Suivi de Trajectoire ’’, Thèse Doctorat, Université de Savoie, 2005.
- [19] LEFREID Kamel, ‘‘ Commande adaptative floue pour une classe de systèmes non linéaires à temps discret’’, mémoire de master en génie électrique spécialité: automatique, université de M’sila, 2011/2012.
- [20] Pecoral, L.M., Carroll, T.L.: Synchronization in chaotic systems. *Phys. Rev. Lett.* **64**, 821–824 (1990)
- [21] Cao, Y.J.: A nonlinear adaptive approach to controlling chaotic oscillators. *Phys. Lett. A* **270**, 171–176 (2000)
- [22] Kim, J.H., Park, C.W., Kim, E., Park, M.: Adaptive synchronization of T-S fuzzy chaotic systems with unknown parameters. *Chaos Solitons Fractals* **24**, 1353–1361 (2005)
- [23] Salarieh, H., Shahrokhi, M.: Indirect adaptive control of discrete chaotic systems. *Chaos Solitons Fractals* **34**, 1188–1201 (2007)
- [24] Ge, S.S., Lee, T.H., Wang, C.: Adaptive Backstepping control of a class of chaotic systems. *Int. J. Bifurc. Chaos* **10**, 1149–1156 (2000)
- [25] Lu, J., Wei, R., Wang, X., Wang, Z.: Backstepping control of discrete time chaotic systems with application to the Henon systems. *IEEE Trans. Circuit Syst. I* **48**, 1359–1363-(2001)
- [26] Wang, Y.W., Guan, Z.H., Wang, H.: Impulsive synchronization for T–S fuzzy model and its application to continuous chaotic system. *Phys. Lett. A* **339**, 325–332 (2005)
- [27] Zhang, L.P., Jiang, H.B., Bi, Q.S.: Reliable impulsive lag synchronization for a class of nonlinear discrete chaotic systems. *Nonlinear Dyn.* **59**, 529–534 (2010)
- [28] Cao, S.G., Rees, N.W., Feng, G: Analysis and design for a class of complex control systems. *Automatica* **33**, 1017– 1028 (1997)
- [29] Feng, G.: Analysis of a new algorithm for continuous time robust adaptive control. *IEEE Trans. Automat. Contr.* **44**, 1764–1768 (1999)
- [30] Xie, X.J., Wang, Y.: Adaptive control of nonlinear discrete time systems using neural networks and least squares algorithm with dead-zone. *Control Theory Appl.* **20**, 603–606 (1999)
- [31] Guo, J., Chen, Q.W., Wu, X.B., Hu, W.L., Xu, S.Y.: Directly adaptive control for a class of nonlinear system. In: Proc. the 5th World Congress on Intelligent Control

- [32] Ge, S.S., Zhang, J., Lee, T.H.: Adaptive MNN control for a class of non-affine NARMAX systems with disturbances. *Syst. Control Lett.* **53**, 1–12 (2004)
- [33] Jiang, H.B., Zhang, T.P.: Direct adaptive fuzzy control for a class of nonlinear discrete-time systems. *Control Theory Appl.* **23**, 949–952 (2006)
- [34] Goodwin, G.C., Sin, K.S.: *Adaptive Filtering Prediction and Control*. Dover Publications, New York (2009)
- [35] Wang, L.X.: *Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis*. Prentice-Hall, New Jersey (1994)
- [36] Zhang, T.P., Wen, H., Zhu, Q.: Adaptive fuzzy control of nonlinear systems in pure feedback form based on input-to-state stability. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* **18**, 80–93 (2010)
- [37] Tanaka, K., Ikeda, T., Kim, E., Wang, H.O.: Fuzzy regulators and fuzzy observers: relaxed stability conditions and LMI-based designs. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* **6**, 250–265 (1998)
- [38] Feng, G.: A survey on analysis and design of model-based fuzzy control systems. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* **14**, 676–697 (2006)
- [39] Zhang, B.Y., Zhou, S.S., Li, T.: A new approach to robust and non-fragile H_∞ control for uncertain fuzzy systems. *Inf. Sci.* **177**, 5118–5133 (2007)
- [40] Jiang, H.B., Yu, J.J., Zhou, C.G.: Robust fuzzy control of nonlinear fuzzy impulsive systems with time-varying delay. *IET Control Theory Appl.* **2**, 654–661 (2008)
- [41] Tanaka, K., Ikeda, T., Wang, H.O.: A unified approach to controlling chaos via LMI-based fuzzy control system design. *IEEE Trans. Circuit Syst. I* **45**, 1021–1040 (1998)
- [42] Feng, G., Chen, G.: Adaptive control of discrete-time chaotic systems: a fuzzy control approach. *Chaos Solitons Fractals* **23**, 459–467 (2005)
- [43] Vasegh, N., Majd, V.J.: Adaptive fuzzy synchronization of discrete-time chaotic systems. *Chaos Solitons Fractals* **28**, 1029–1036 (2006)
- [44] Lee, W.K., Hyun, C.H., Lee, H., Kim, E., Park, M.: Model reference adaptive synchronization of T-S fuzzy discrete chaotic systems using output tracking control. *Chaos Solitons Fractals* **34**, 1590–1598 (2007)
- [45] 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 Trans. Automat. Contr.*, 49(11):2001–2006, 2004.
- [46] O. Adetona, E. Garcia, and L. H. Keel, A New Method for the Control of Discrete Nonlinear Dynamic Systems Using Neural Networks, *IEEE Trans. neural networks*, 11(1):102–112, 2000.

- [47] Abdelghani El Ougli, 'Intégration des techniques floues à la synthèse de contrôleurs adaptatifs ', mémoire de THESE en génie électrique spécialité: Automatique, Signaux et Systèmes, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, 2008/2009.
- [48] Safia GRAIDIA, 'commande adaptative floue type-2 par mode glissant des systèmes chaotiques', mémoire de master en génie électrique spécialité: automatique, Université Kasdi Merbah–Ouargla, 2011/2012
- [49] CHICOUCHE Abdennasser , 'Commande adaptative des systèmes discrets flous non linéaires de type TAKAGI-SUGENO', mémoire de master en génie électrique spécialité: automatique, université de M'sila, 2012/2013.

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DU
DIPLOME

DE MASTER EN GENIE ELECTRIQUE

SPECIALITE: AUTOMATIQUE

Proposé et dirigé par : - M. BOUKHALFA Abdelouaheb

Présenté par : - SERRAH Allaeddine

Thème :

**"Commande adaptative floue indirecte pour
une classe de systèmes non linéaires à temps
discret SISO et MIMO."**

Résumé : Un schéma de commande adaptative indirecte floue est développé pour une classe de systèmes non linéaires discrets SISO et MIMO, et la conception de commande adaptative floue directe pour une classe des systèmes chaotiques discret. Dans ce schéma, les systèmes flous sont utilisés pour approximer les dynamiques des systèmes, pour éviter le problème de singularité du contrôleur, le contrôleur, qui est conçu par des systèmes flous, est dérivé à partir d'un indice de performance quadratique, et le gain des lois d'adaptation variant dans le temps est utilisé pour ajuster les paramètres inconnus. Le modèle floue de T-S est utilisé pour représenter les systèmes chaotiques discrets. Puis un contrôleur flou est conçu et les coefficients inconnus du contrôleur sont identifiés par un algorithme des moindres carrés avec zone- morte. Par la méthode de Lyapunov, tous les signaux impliqués dans les systèmes en boucle fermée sont bornés et que l'erreur entre la sortie du système et le signal de référence converge à un petit voisinage de zéro.

Mots clés : Systèmes Discrets Non Linéaires SISO et MIMO, Commande Adaptative Floue, Fonction de Lyapunov, algorithme des moindres carrés, Stabilité.

N° d'ordre : 103