



UNIVERSITE DE M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME
DE MASTER EN GENIE ELECTRONIQUE
SPECIALITE: INSTRUMENTATION

THEME

Commande adaptative floue en poursuite pour une classe de systèmes non linéaires

Proposé et dirigé par:

Mr. BELLOUTI Adel
Mr. BOUKHALFA Abdelouaheb

Présentée par :

MOKRANE Hamza
DECHOUCHA Belkacem

Année Universitaire: 2019/2020

Remerciements

Je remercie d'abord ALLAH Tout Puissant qui a illuminé mon chemin de la lueur, du savoir, de la science, la volonté, la santé et la patience qu'il ma prodiguées

durant toutes ces années d'études.

Je tiens aussi à exprimer ma reconnaissance et ma profonde gratitude à

Monsieur Doctor

BOUKHALFA Abdelouaheb, Maitre de Conférence à l'université de

M'sila,

Enfin, je remercie infiniment mes chers parents de leur patience, leurs encouragements continus ainsi que leur soutien inconditionnel. Qu'ils

trouvent ici

toute ma gratitude et mon amour.

Dédicaces

Je dédie ce Mémoire

A toute ma famille.

A ma fille SADJA

H. MOKRANE

Dédicaces

Je dédie ce Mémoire

A toute ma famille.

B. DECHOUCHA

Sommaire

| | |
|---|-----------|
| REMERCIEMENTS..... | I |
| DEDICACES..... | II |
| SOMMAIRE..... | III |
| TABLES DE FIGURES | IV |
| Liste des NOMENCLATURES ET SYMBOLES | V |
| Introduction Générale..... | 01 |
| <i>Chapitre I : Les systèmes Flous.....</i> | 03 |
| I.1. Introduction..... | 03 |
| I.2. Ensemble flou | 04 |
| I.3. Fonction d'appartenance | 05 |
| I.3.1. Fonction triangulaire | 06 |
| I.3.2. Fonction trapézoïdale | 06 |
| I.3.3. Fonction Gaussienne | 07 |
| I.3.4. Fonction sigmoïdale | 08 |
| I.4. Les variables linguistiques | 08 |
| I.5. Les opérateurs flous | 09 |
| I.6. Le raisonnement en logique floue | 10 |
| I.7. La structure d'un système flou | 11 |
| I.7.1. Fuzzification | 11 |
| I.7.2. Base de règles | 12 |
| I.7.3. Moteur d'inférence | 12 |
| I.7.4. Defuzzification | 13 |
| I.8. Système flou de Takagi-Sugeno | 13 |
| I.9. Approximateur universel | 16 |
| I.10. Conclusion..... | 17 |
| <i>Chapitre II : Commande Adaptative</i> | 18 |
| II.1. Introduction | 18 |
| II.2. Historique | 18 |
| II.3. Définition de la commande adaptative | 20 |
| II.4. Généralités sur la commande adaptative | 21 |
| II.5. Pourquoi la commande adaptative | 22 |
| II.6. Principe | 22 |
| II.7. Commande adaptative directe et indirecte | 23 |

| | |
|--|-----------|
| II.7.1. Commande adaptative directe | 23 |
| II.7.2. commande adaptative indirecte | 24 |
| II.8. Technique de la commande adaptative | 25 |
| II.8.1. Commande adaptative à gain programmé | 25 |
| II.8.2. Commande adaptative à modèle de référence(MRAC) | 26 |
| II.8.3. La commande adaptative auto-ajustable | 26 |
| II.9. Les différents domaines de la commande adaptative | 27 |
| II.9.1. La commande adaptative floue | 27 |
| II.9.2. La commande adaptative neuronale | 27 |
| II.10. Stabilité | 27 |
| II.10.1. Méthode direct de Lyapunov | 27 |
| II.10.2. Méthode indirect de Lyapunov | 28 |
| II.11. La zone morte | 29 |
| II.12. Conclusion | 30 |
| <i>Chapitre III : Commande adaptative flou des systèmes non linéaires</i> | 31 |
| III.1. Introduction | 31 |
| III.2. Description du système | 34 |
| III.2.1. Systèmes non linéaires commutés à temps discret | 34 |
| III.2.2. Systèmes à logique floue | 36 |
| III.3. Conception du contrôleur et résultat principal | 37 |
| III.4. Exemple de simulation | 47 |
| III.5. Conclusion | 51 |
| Conclusion Générale | 52 |
| Bibliographie | 53 |

TABLES DES FIGURES

| | |
|--|-----------|
| Figure (I.1) Ensemble flou trapézoïdale..... | 05 |
| Figure (I.2) Fonction triangulaire..... | 06 |
| Figure (I.3) Fonction d'appartenance trapézoïdale | 07 |
| Figure (I.4) Fonction d'appartenance Gaussienne..... | 07 |
| Figure (I.5) Fonction d'appartenance sigmoïdale | 08 |
| Figure (I.6) : Fonctions d'appartenance qui caractérisent la variable Température | 09 |
| Figure (I.7) Structure de base d'un système flou | 11 |
| Figure (I.8) Représentation schématique d'un système flou de Takagi-Sugeno d'ordre zéro(TS0) | 15 |
| Figure (II.1) : Schéma bloc d'une commande adaptative | 21 |
| Figure (II.2) : Schéma de principe d'une commande adaptative..... | 23 |
| Figure (II.3) : Commande adaptative direct..... | 24 |
| Figure (II.4) : Commande adaptative indirect..... | 24 |
| Figure (II.5) :schéma d'une commande adaptative à gain programmé..... | 25 |
| Figure (II.6) : commande adaptative à modèle de référence..... | 26 |
| Figure (II.7) : La zone morte | 29 |
| Figure (III.1) Sortie $y(k)$ et signal de référence $y_d(k)$ | 48 |
| Figure (III.2) Entrée de contrôle..... | 49 |
| Figure (III.3) La loi adaptative..... | 49 |
| Figure (III.4) Signal de commutation v | 50 |

LISTE DES NOMENCLATURES ET SYMBOLES

MIMO : multiples entrées multiples sorties

SISO : Système Mono Entrées Mono Sorties.

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

L.E.S : Linéarisation Entrée-Sortie.

T : période d'échantillonnage.

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

$W(k)$: Erreur d'approximation minimale.

$V(x)$: Fonction de Lyapunov.

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

$y_d(k), r(k)$: signaux de référence.

$y(k)$: La sortie de système.

$\mu(k)$: La commande du système.

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

β, σ, \bar{g} : paramètres de conception

T-S : TAKAGI-SUGENO

Introduction Générale

Les techniques de commande classique (approche algorithmique) consistent dans un premier temps à construire un modèle mathématique à base d'équations différentielles ou récurrentes, du système à piloter. A partir de ce modèle, une commande est déterminée (P.I.D, commande par retour d'état, commande optimale,...) afin d'amener ce système dans les états désirés, tout en respectant des critères de performance (durée des transitoires, minimisation de l'énergie apportée,...). En effet l'obtention d'un modèle mathématique à la fois précis, pertinent et simple à exploiter, est parfois difficile et complexe. Plusieurs commandes sont apparues pour vaincre ce problème, on cite la commande adaptative floue.

La logique floue s'y développe car il s'agit d'une approche essentiellement pragmatique, efficace et générique. On dit parfois qu'elle permet de systématiser ce qui est du domaine de l'empirisme, et donc difficile à maîtriser. La théorie des ensembles flous fournit une méthode pertinente et facilement réalisable dans des applications temps réel, elle permet de transcrire et rendre dynamiques les connaissances des concepteurs ou des opérateurs.

La logique floue est bien connue des automaticiens pour ses applications dans la commande de procédés, appelé alors couramment « contrôle flou ». Tout comme un contrôleur (ou correcteur) classique, le contrôleur flou s'insère dans la boucle de régulation et calcule la commande à appliquer au procédé suivant une ou plusieurs consignes et une ou plusieurs mesures effectuées sur celui-ci.

La commande floue génère des régulateurs non linéaires qui sont en concordance avec le fait qu'ils sont des approximateurs universels. Il devient alors possible de construire un régulateur flou pour n'importe quel système non linéaire. Le plus souvent les régulateurs flous sont utilisés dans des systèmes qui possèdent des variations inconnues intrinsèques.

L'objectif est donc de conserver de bonnes performances du système complet en adaptant le régulateur en fonction des variations du système.

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

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. L'objectif de ce travail est le développement de structures de commandes adaptatives floues stables pour des systèmes non linéaires.

L'ensemble des travaux réalisés est regroupé en trois chapitres :

Dans le **premier chapitre**, nous définissons le formalisme de la logique floue et le raisonnement associé et nous présentons la structure générale d'un contrôleur flou avec les différents modèles utilisés dans sa conception ainsi que le théorème de l'approximation floue.

Dans le **deuxième chapitre**, on présente la commande adaptative avec ses différentes structures directe et indirecte, ces deux types de commandes seront utilisés pour commander une classe des systèmes non linéaires.

Dans le **troisième chapitre**, nous développons une approche adaptative floue pour commander une classe des systèmes non linéaires avec l'analyse de la stabilité par la synthèse de Lyapunov.

Enfin, notre travail sera clôturé par une conclusion et quelques perspectives.

Les systèmes Flous

I.1 Introduction :

De nos jours, la logique floue est un axe de recherche très important autour duquel sont centrées de nombreuses recherches. Des applications grand public sont déjà disponibles (appareils photos, machines-à-laver, fours à micro-onde, ...etc.), mais aussi industrielles (commande de processus complexes liés à l'énergie, à la transformation de la matière, à la robotique,...etc.).

Les bases théoriques de la logique floue ont été formulées en 1965 par le professeur Lotfi A. Zadeh, de l'université de Berkeley en Californie(1), (2). Il a introduit la notion de sous-ensemble flou pour fournir un moyen de représentation des connaissances vagues ou imprécises (3). En se basant sur l'expérience, l'opérateur humain peut exprimer des stratégies de commande de façon linguistique, sans prendre en compte le modèle du processus. Cette expertise n'a de sens que par l'utilisation de la logique floue qui peut nous servir à formaliser sous forme de règles " Si-Alors " permettant de définir une relation entre l'entrée et la sortie du processus. La structure résultante peut être assimilée à un identificateur classique dont l'élaboration, à partir de l'expertise humaine, permet de donner une crédibilité au modèle construit.

Les premières applications basées essentiellement sur la logique floue ont débuté en 1970 (systèmes experts, aide à la décision en médecine ,commerce ...), quelque années plus tard, précisément en 1974, une application industrielle a été réalisée par Mamdani (régulation floue d'une chaudière à vapeur) .Les travaux développés dans les années 70 (4), (5), (6) faisaient appel à un type de contrôleur, appelé contrôleur à conclusion symbolique ou de Mamdani. Ce type de contrôleur présente deux inconvénients qu'il faut citer: le premier réside dans la contrainte du temps, car le calcul de l'agrégation des règles et de la defuzzification peut être discriminatoire (7). Alors l'utilisation d'un tel contrôleur est conseillée seulement pour les systèmes lents ou les systèmes dont le temps n'est pas un critère prédominant; le deuxième inconvénient réside dans la mise en œuvre heuristique, sans l'utilisation d'un critère de stabilité ou robustesse de la théorie de commande.

Un autre type de contrôleurs flous a été développé à partir des années 80 par Takagi et Sugeno (8), (9). Ces contrôleurs dont les conclusions des règles sont des fonctionnelles, se présentent sous une forme analytique exacte et compatible avec les outils de l'automatique classique tel que l'étude de la stabilité et de la robustesse. Et à partir de 1985 les japonais introduisent des produits grand public «Fuzzy Logic Inside».

À travers les années, la logique floue devient un champ d'application récent à travers le monde entier (2), (10), (11), (12).

Dans ce chapitre nous allons présenter de manière générale un bref rappel sur les systèmes flous avec leurs concepts de base, et nous insisterons sur les idées utilisées dans la commande floue, en introduisant la structure des systèmes flous, particulièrement le système flou de Takagi-Sugeno dans sa forme générale, et dans le cas où la conclusion est constante que l'on va utiliser dans ce mémoire, avec la présentation du théorème d'approximation universelle introduit par Wang permettant, de prouver l'existence d'un système flou optimal approximant uniformément, à un degré de précision désiré, toute fonction dynamique continue sur un ensemble compact (13), (2).

I.2 Ensemble flou

Dans un ensemble de référence E , depuis (3), un sous-ensemble flou de référence E est caractérisé par une fonction d'appartenance μ de E dans l'intervalle des nombres réels $[0,1]$ (degré d'appartenance qui est l'extension de la fonction caractéristique d'un sous-ensemble classique). En fait, un sous-ensemble (nous dirons plus brièvement un ensemble flou) est formellement défini par l'application μ , mais pour recourir au langage des mathématiques classiques, nous parlerons d'un ensemble flou A et noterons μ_A , sa fonction d'appartenance.

Pour un sous-ensemble flou A d'un référentiel E on donne les définitions suivantes :

Noyau $N(A) = \{x / \mu_A(x) = 1\}$ Les éléments vraiment dans A .

Support $S(A) = \{x / \mu_A(x) \neq 0\}$ Ceux qui y sont à des degrés divers

Pour un ensemble classique, A noyau et support sont confondus avec, A et sa fonction caractéristique μ n'admet que 0 ou 1 pour valeurs.

Par exemple l'intervalle flou couramment utilisé dans R est décrit par sa fonction d'appartenance. Le plus simple type pour ce qu'il est convenu d'appeler un intervalle flou est une représentation trapézoïdale :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < a - \alpha \text{ ou } b + \beta < x, \text{ (} x \text{ hors du support de } A\text{)} \\ 1 & \text{si } a < x < b, \text{ (} x \text{ dans le noyau de } A\text{)} \\ 1 + \frac{x - a}{\alpha} & \text{si } a - \alpha < x < a \\ 1 - \frac{b - x}{\beta} & \text{si } b < x < b + \beta \end{cases}$$

On pose La notation, (a, b, α, β) souvent utilisée dans les applications informatique, est alors très simple pour ces intervalles flous.

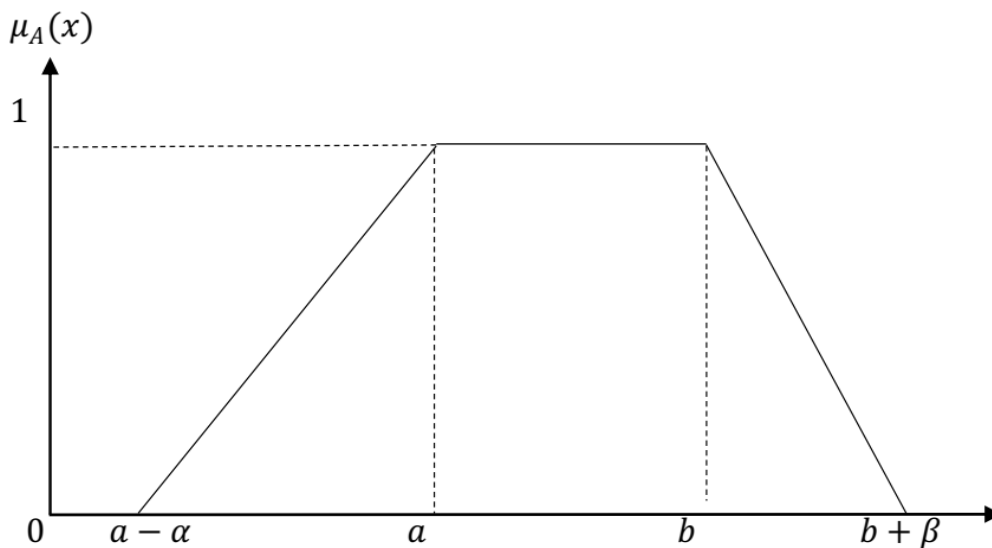


Figure (I.1) Ensemble flou trapézoïdale.

I.3 Fonction d'appartenance

Au lieu d'appartenir à l'ensemble « vrai » ou à l'ensemble « faux » de la logique binaire traditionnelle, la logique floue admet des degrés d'appartenance à un ensemble donné. Le degré d'appartenance à un ensemble flou est matérialisé par un nombre compris entre 0 et 1. Une valeur précise de la fonction d'appartenance liée à une valeur de la variable est notée μ et appelée « facteur d'appartenance ». Pour des raisons de simplicité, nous introduisons les fonctions d'appartenances ci-dessous (14), (15), (2), (16), (17).

I.3.1 Fonction triangulaire :

On peut définir une fonction d'appartenance de type triangulaire avec trois paramètres $\{a, b, c\}$:

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (1.1)$$

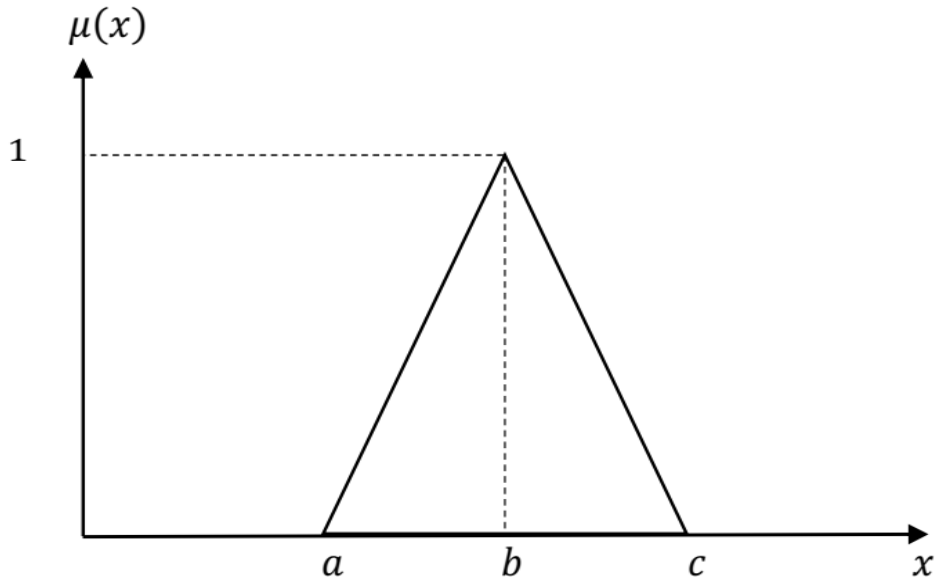


Figure (I.2) Fonction triangulaire

I.3.2 Fonction trapézoïdale

Elle est définie par une fonction d'appartenance avec quatre paramètres $\{a, b, c, d\}$:

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (1.2)$$

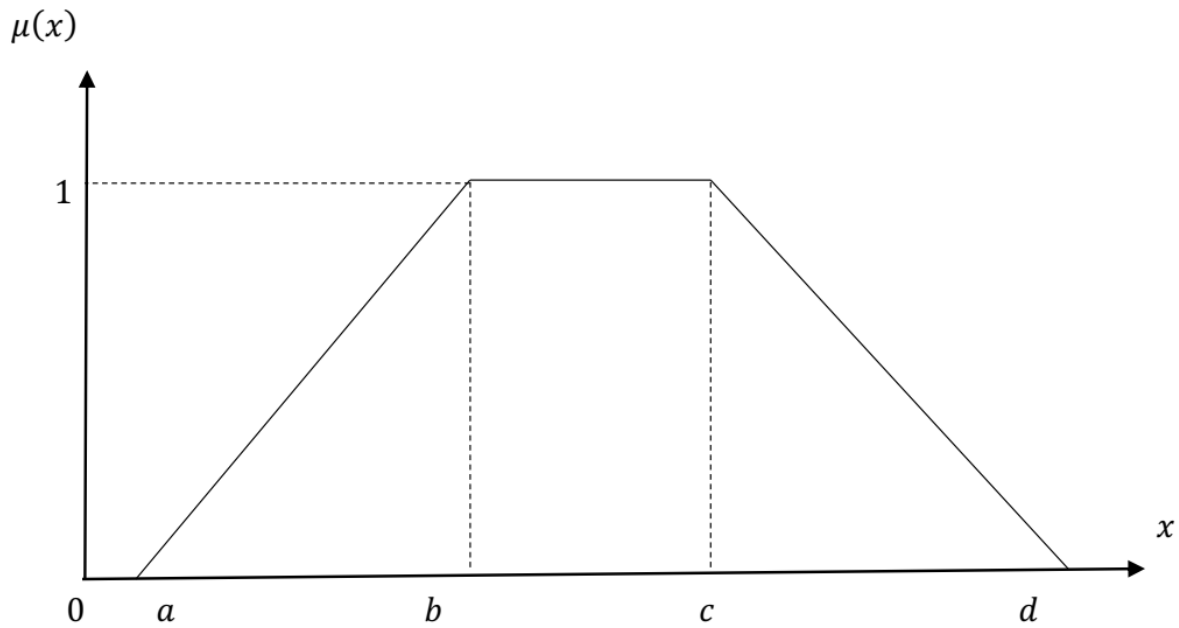


Figure (I.3) Fonction d'appartenance trapézoïdale

I.3.3 Fonction Gaussienne :

Elle est définie par deux paramètres $\{\sigma, m\}$:

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.3)$$

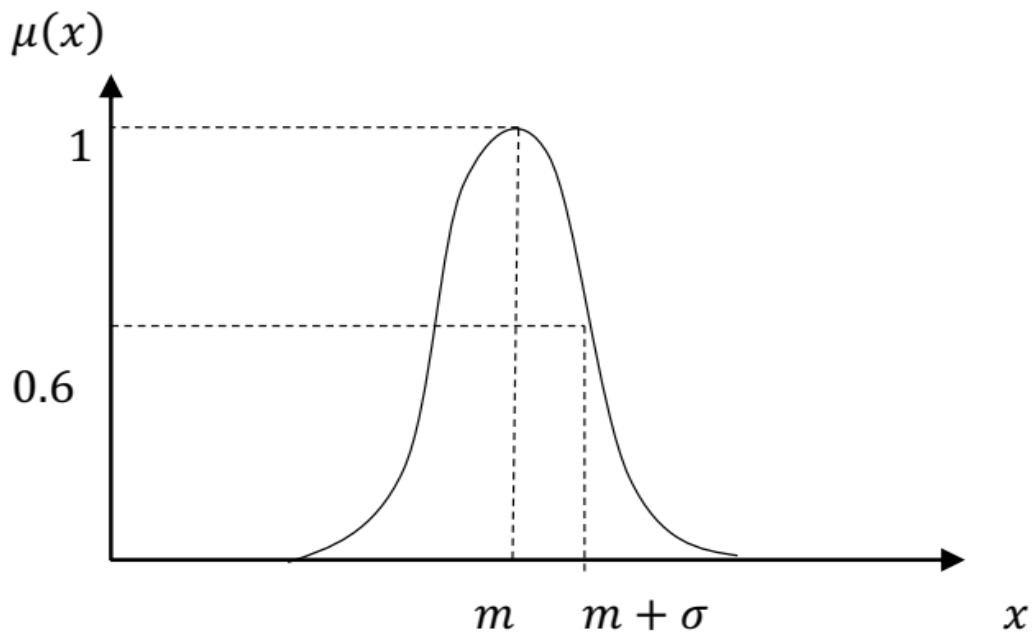


Figure (I.4) Fonction d'appartenance Gaussienne

Notons que m est le centre, σ est la variance.

I.3. 4 Fonction sigmoïdale :

une fonction sigmoïdale est définie par deux paramètres $\{a, c\}$:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x - c))} \quad (1.4)$$

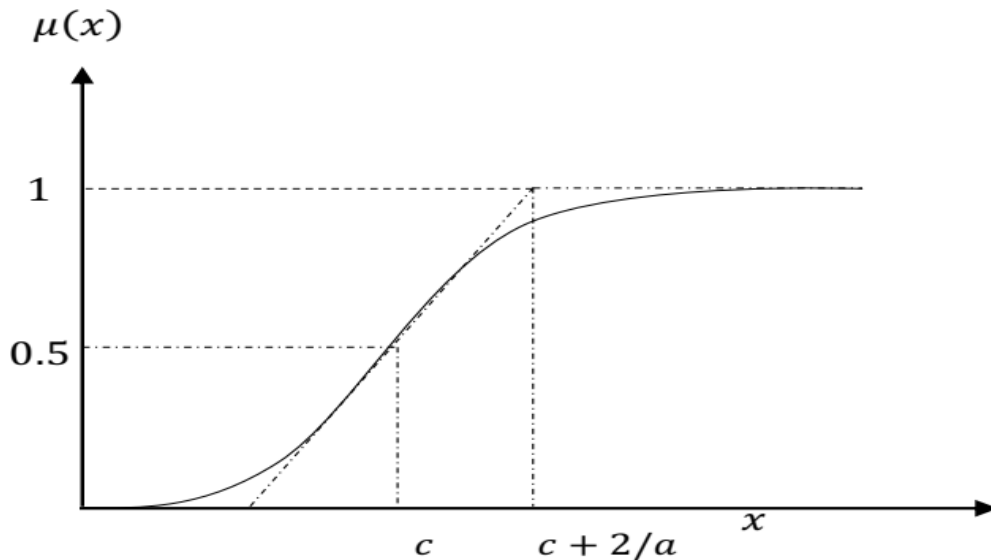


Figure (I.5) Fonction d'appartenance sigmoïdale

I.4 Les variables linguistiques :

Le concept de fonction d'appartenance cité précédemment nous permettra de définir des systèmes flous en langage naturel, la fonction d'appartenance faisant le lien entre logique floue et variable linguistique que nous allons définir à présent.

Soit V une variable (température), X_I a plage de la valeur de la variable et T_V un ensemble fini ou infini de sous-ensemble flou.

Une variable linguistique correspond au triplet (V, X, T_V) , tel qu'en définit les grandeurs suivantes qui caractérisent cette variable de la façon suivante :

Univers du discours : X (Gamme de température de 0°C à 200°C).

Variable linguistique : V (La température).

Valeurs linguistiques : T_V (Très froid, Froid, Tempéré, Chaud, Très Chaud).

Fonctions d'appartenance

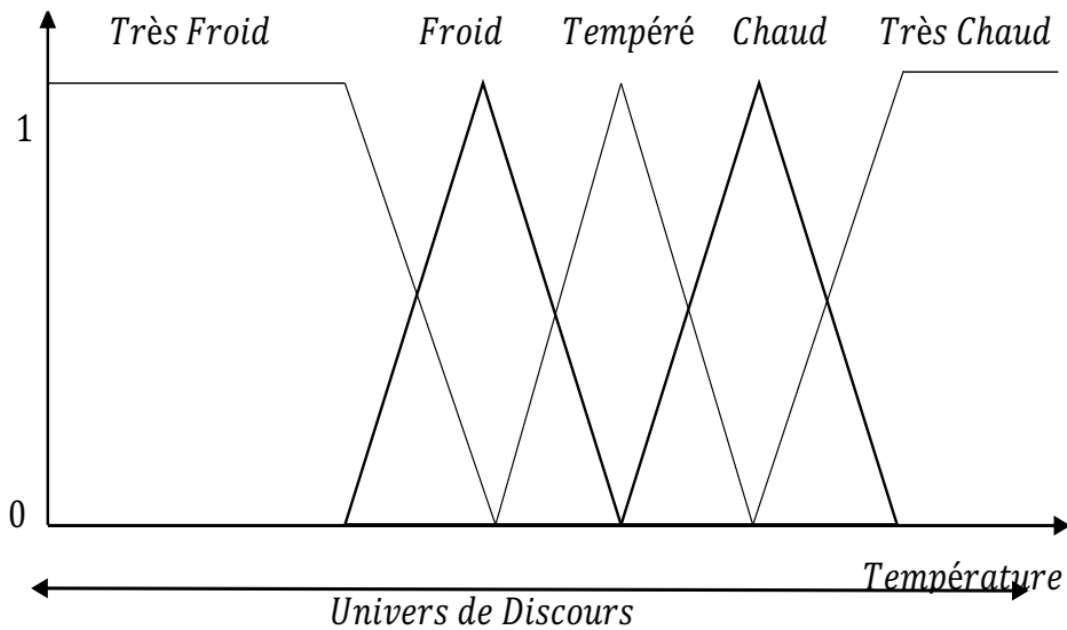


Figure (I.6) : Fonctions d'appartenance qui caractérisent la variable Température

I.5 Les opérateurs flous :

Afin de pouvoir manipuler aisément les ensembles flous, nous essayerons de définir les opérateurs de la théorie des ensembles classiques afin de les adapter aux fonctions d'appartenance propres à la logique floue permettant des valeurs strictement entre 0 et 1. Contrairement aux définitions des propriétés des ensembles flous qui sont toujours les mêmes, la définition des opérateurs flous est choisie, à l'instar des fonctions d'appartenance. Voici les deux ensembles d'opérateurs pour le complément (NON), l'intersection(ET) et l'union(OU) utilisés le plus couramment, comme présenté dans le tableau ci-dessous.

| Dénomination | Intersection ET : $\mu_{A \cap B}(x)$ | Réunion OU : $\mu_{A \cup B}(x)$ | Complément NON : $\mu_{\bar{A}}(x)$ |
|-------------------------------|--|--|---|
| Opérateur de Zadeh MIN/MAX | $\min(\mu_A(x), \mu_B(x))$ | $\max(\mu_A(x), \mu_B(x))$ | $1 - \mu_A(x)$ |
| Probabiliste PROD/PROBR | $\mu_A(x) \times \mu_B(x)$ | $\mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \times \mu_B(x)$ | $1 - \mu_A(x)$ |

Tableau 1.1 les ensembles d'opérateurs les plus utilisés

Avec les définitions usuelles des opérateurs flous, nous retrouvons toujours les propriétés de commutativité, distributivité et associativité des opérateurs classiques.

Cependant, relevons deux exceptions notables :

- En logique floue, le principe du tiers exclu est contredit :

$$A \cup \bar{A} \neq X, \text{ autrement dit } \mu_{A \cup \bar{A}}(x) \neq 1$$

- En logique floue, un élément peut appartenir à A et non A en même temps:

$$A \cap \bar{A} \neq \emptyset \text{ autrement dit } \mu_{A \cap \bar{A}}(x) \neq 0, \text{ Notons que ces élément correspondent à l'ensemble } \text{sup}(A) - \text{noy}(A).$$

I.6 Le raisonnement en logique floue

En logique classique, les raisonnements sont de la forme :

$$\begin{cases} \text{si } p \text{ alors } q \\ p \text{ vrai alors } q \text{ vrai} \end{cases}$$

En logique floue, le raisonnement flou, également appelé raisonnement approximatif, se base sur des **règles floues** qui sont exprimées en langage naturel en utilisant les variables linguistiques auxquelles nous avons donné la définition précédemment. Une règle floue aura la forme « **si $x \in A$ et $y \in B$ alors $z \in C$** », avec A, B et C des ensembles flous.

Par exemple : si (la qualité de service est bonne), alors (le prix est élevé). La variable « prix » appartient à l'ensemble flou élevé à un degré qui dépend du degré de validité de la prémisse, autrement dit du degré d'appartenance de la variable « qualité de service » à l'ensemble flou « bonne ». L'idée sous-jacente est que plus les propositions en prémisse sont vérifiées, plus l'action préconisée pour les sorties doit être respectée. Pour connaître le degré de vérité de la proposition floue ' le prix est « élevé », Nous devons définir l'implication floue. On peut définir l'implication floue que c'est l'opérateur qui nous permet d'évaluer le degré de vérité d'une règle de la forme « **si x est A alors y est B** » A partir des valeurs de la prémisse d'une part, et de celle de la conclusion d'autre part, ce degré de vérité est évalué à partir des degrés d'appartenance de x à A et de y à B comme suit :

$$\mu_R(x, y) = \text{imp}(\mu_A(x), \mu_B(y))$$

Parmi les implications floues les plus couramment utilisées :

| Nom | Valeur de vérité |
|---------|----------------------------|
| Mamdani | $\min(\mu_A(x), \mu_B(y))$ |
| Larsen | $\mu_A(x) \times \mu_B(y)$ |

Tableau 1.2 Les implications floues couramment utilisées

I.7 La structure d'un système flou

On peut interpréter un système flou selon deux façons :

- la première est mathématique : un système flou est une fonction non linéaire reliant un vecteur de donnée d'entrée à un vecteur de sortie.
- la deuxième est logique: un système flou est un système à base de connaissance particulière composé de quatre étapes principales, à savoir : la base de règle, la fuzzification, le moteur d'inférence et la defuzzification (15), (2), (16), (18), (17).

Ces étapes sont représentées comme suit :

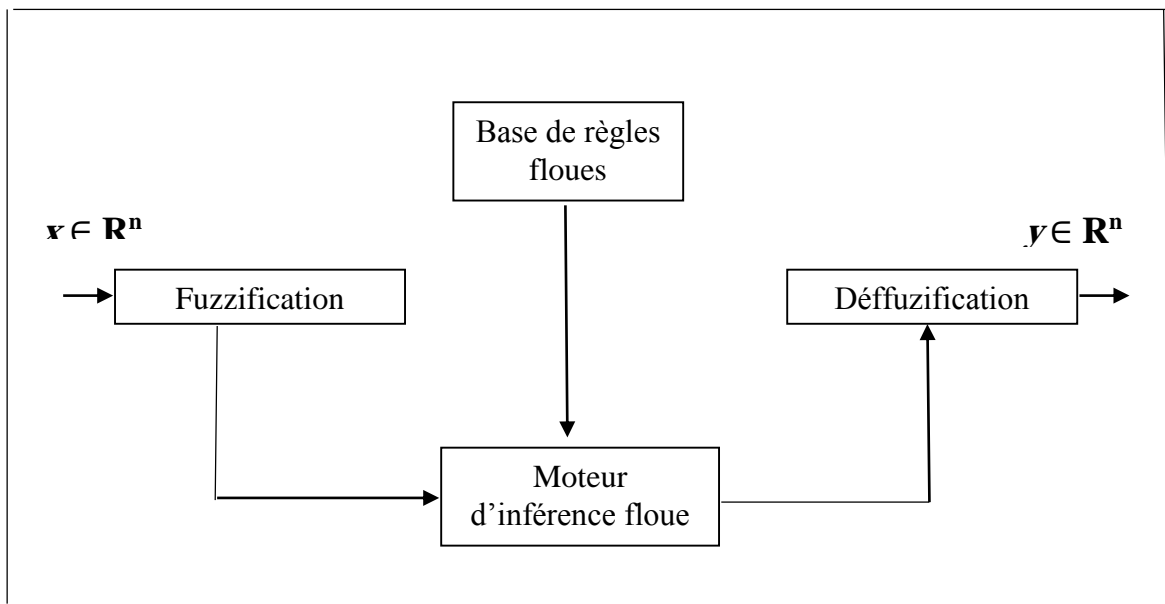


Figure (I.7) Structure de base d'un système flou

I.7.1 Fuzzification :

La fuzzification est la première étape dans la réalisation d'un système flou. Elle transforme chaque valeur réelle d'entrée (mesure) en un ensemble flou. En lui attribuant sa fonction d'appartenance à chacune des classes préalablement définies, deux approches de

fuzzification sont généralement utilisées, à savoir : la fuzzification singleton et la fuzzification non singleton.

I.7.2 Base de règles :

La base de connaissances appelée aussi, la base de règles, comprend les connaissances de l'expert humain pour le contrôle du système (cas de la conception d'un régulateur flou) ou l'identification (approximation des fonctions non linéaires à dynamique complexe) ainsi que le domaine de variation des variables d'entrées/sorties. Alors cette base de règles ou base de connaissances est donc constituée de:

- ❖ **a. Base de données :** on regroupe dans ce bloc, l'ensemble des définitions utilisées dans les règles du processus à commander ou la fonction non linéaire à identifier (univers du discours, partition flou, choix des opérateurs,...)
- ❖ **b. La base des règles floues :** la base de l'expert est généralement exprimée par des règles de la forme « SI-ALORS ». La base de règles est donc une collection de règles floues :

Règle : « *si* x_1 est F_i^1 *et....et* x_n est F_i^n *alors* $y \in G_i$ »,

Ou : $x = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in u_1 \times u_2 \times \dots \times u_n$ et $y \in V$ sont des variables linguistiques d'entrée et de sortie du système respectivement pour $\ell = 1, \dots, n$
 F_1, \dots, F_n, G représentant des ensembles flous sur les référentiels u_1, \dots, u_n .

I.7.3 Moteur d'inférence :

Ce bloc exprime la relation qui existe entre les variables d'entrée (exprimées comme variable linguistiques) et la variable de sortie (également exprimée comme variable linguistique «cas de système flou de Mamdani »). Il existe plusieurs mécanismes d'inférence, généralement un mécanisme d'inférence comporte deux étapes :

- Interprétation d'une règle R_i noter μ_{R_i} «interprétation du “ ET ” (prémices)»
- La fusion des règles «interprétation du “ALORS”».

I.7.4 Deffuzification :

La deffuzification consiste à transformer le sous-ensemble flou de sortie en une valeur non floue permettant la commande du système .il existe trois méthodes principales qui sont :

- **Centre de gravité de la surface (COG).**

Toutes les valeurs de l'univers du discours de sortie interviennent, pondérées par leur degré de vraisemblance.

- **Bissection de la surface**

Abscisse qui coupe la surface en 2 parties égales.

- **Moyenne des maxima**

Moyenne des valeurs de sorties les plus préconisées.

En utilisant la méthode de deffuzification de la moyenne des centres, la sortie finale du système flou est donnée par [2] :

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_k(x) y^k}{\sum_{k=1}^N \mu_k(x)} \quad (1.5)$$

Avec y^k est le point dans laquelle $\mu_{B^k}(y^k)$ atteint sa valeur maximale.

Généralement, on suppose que, a $\mu_{B^k}(y^k) = 1$.

Il existe plusieurs variantes des systèmes flous .ces variantes résultent de la façon de représentation des opérations flous par les formules mathématiques (2), (19).

I.8 Système flou de Takagi-Sugeno

Dans ce qui précède nous avons essayé de présenter les systèmes flous à conclusion symbolique, appelés systèmes flous standards ou systèmes flous de Mamdani. Un autre modèle flou, approprié pour l'approximation d'une classe générale de systèmes non linéaires est celui proposé par Takagi et Sugeno (9). Ce modèle est comme celui de Mamdani, construit à partir d'une base de règles « Si...Alors... », dans laquelle le conséquent utilise des variables numériques plutôt que des variables linguistiques, si la prémisse et toujours exprimée linguistiquement. Le conséquent peut s'exprimer par exemple, sous la forme d'une constante, d'un polynôme ou de manière plus générale d'une fonction ou d'une équation différentielle dépendant des variables d'entrées. D'une manière générale, un modèle de type TakagiSugeno(TS) est basé sur une collections des règles, R_k du type :

R_k : si x_1 est F_1^k et ... x_n est F_n^k alors $y = f_k(x)$, $k = 1, \dots, N$

Où R_k dénote la k –**ème** règle du modèle est N est le nombre de règles que contient la base de règles $x = [x_1, \dots, x_n] \in \mathfrak{R}^p$ est la variable d'entrée (antécédent) et $y \in \mathfrak{R}$ est la variable de sortie (conséquent). F_i^j dans X_i tel que pour $x_i \in X_i$, il existe au moins un degré d'appartenance $\mu_{F_i^j}(x_i) \neq 0$, ou $i = 1, 2, \dots, n$ et $j = 1, 2, \dots, m_i$.

La base de règle du système flou comporte $N = \prod_{i=1}^n m_i$ règles floues, les fonctions f_k sont choisies comme des fonctions numériques dans l'espace de sortie, en général f_k est fonction polynomiale en fonction des variables d'entrées, mais elle peut être aussi une fonction arbitraire tant qu'elle peut décrire convenablement le comportement du système étudié.

Si $f_k(x)$ est une fonction linéaire :

$$\text{Si } f_k(x) = a_0^k + \sum_{i=1}^n a_i^k x_i \quad (1.6)$$

Alors cette représentation mène à un système flou de Takagi-Sugeno d'ordre un (TS1). Si par contre $f_k(x)$ est un polynôme d'ordre zéro :

$$f_k(x) = a^k \quad (1.7)$$

On a donc un système flou de Takagi-Sugeno d'ordre zéro (TS0). Etant donné que chaque règle possède une conclusion numérique, la sortie totale du système flou est obtenue par le calcul d'une moyenne pondérée, et de cette manière, le temps consommé par la procédure de defuzzification est évité.

En général, on peut écrire la sortie du système selon la relation suivante (1), (14), (2), (16):

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_k(x) f_k(x)}{\sum_{k=1}^N \mu_k(x)} \quad (1.8)$$

Avec $\mu_k(x) = \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^k}$, $\check{F}_i^k \in \{F_i^1, \dots, F_i^{m_i}\}$ et qui représente le degré de confiance ou d'activation de la règle R_k .

Dans le cas d'un système flou TS1, la sortie est donnée par

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_k(x) [a_0^k + a_1^k x_1 + \dots + a_n^k x_n]}{\sum_{k=1}^N \mu_k(x)} \quad (1.9)$$

Et dans le cas d'un système flou TS0, la sortie se simplifie à

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_k(x) a^k}{\sum_{k=1}^N \mu_k(x)} \quad (1.10)$$

La figure (1.8) montre une représentation schématique, sous forme d'un réseau, d'un système flou TS0.

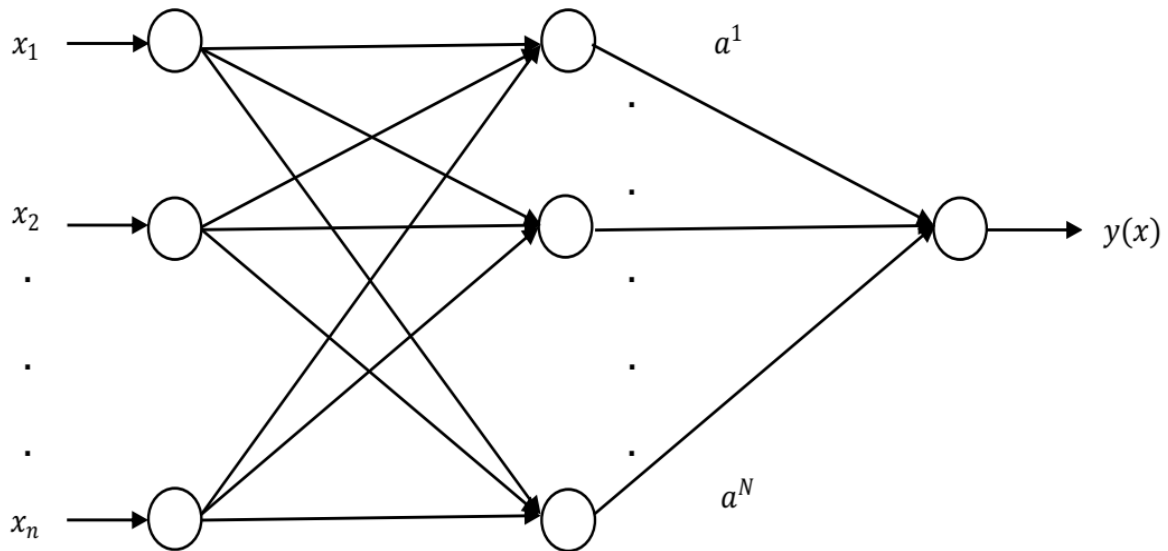


Figure (1.8) Représentation schématique d'un système flou de Takagi-Sugeno d'ordre zéro (TS0)

nous limitons l'utilisation des systèmes flous à ceux qui seront directement exploites dans les approches de commande développées à savoir les systèmes flous de Takagi-Sugeno à conclusion constante (systèmes flous de Takagi-Sugeno d'ordre zéro). Il est noté que le système flou (TS0) (1.10) est équivalent au système flou de Mamdani (1.5) utilisant une fuzzification singleton et la méthode de defuzzification du barycentre (2). En introduisant la notion de fonctions floues de base (2), la sortie du système flou de TS0 peut être écrite sous la forme :

$$y(x) = W^T(x) \theta \quad (1.11)$$

Avec :

- $\theta = [a^1 \dots a^n]^T$: vecteur constitué des paramètres de la partie conclusion des règles floues ;
- $w(x) = [w_1(x) \dots w_n(x)]^T$: vecteur des fonctions floues de base, dont chacune des composantes est données par :

$$\mathbf{w}_k(\mathbf{x}) = \frac{\mu_k(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^N \mu_j(\mathbf{x})}, \quad k = 1, \dots, N \quad (1.12)$$

Les fonctions d'appartenances qui caractérisent les ensembles flous F_i^j sont sélectionnées dans ce mémoire, des fonctions Gaussiennes définies par :

$$\mu_{F_i^j} = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(x_i - c_i^j)^2}{v_i^j} \right] \right\} \quad (1.13)$$

Où c_i^j est la moyenne et v_i^j la variance. Notons que l'utilisation des autres formes pour les fonctions d'appartenances est possible.

I.9 Approximateur universel

Les systèmes non linéaires sont très complexes et difficilement modélisables. Plusieurs techniques utilisant le principe de la boîte noire ont été développées dans les travaux antérieurs pour la modélisation de ces systèmes. Une des techniques consiste à utiliser des modèles linéaires de type auto-regressif (AR) ou auto-regressif avec entrée exogène (ARX). Cependant, ce type de structure ne permet pas d'obtenir un modèle optimal. Les réseaux de neurones, étant non linéaires par nature, ont également été utilisés pour la modélisation des processus non linéaires. Leur principal avantage réside dans leur capacité de modélisation sans aucune hypothèse préalable.

Néanmoins, les variables utilisées dans ces réseaux n'ont aucune signification physique. Il est donc intéressant de garder la structure multi-couches et d'utiliser le raisonnement flou pour approximer des processus inconnus ou incertains. Plusieurs travaux ont été développés dans ce sens (19), (2), et l'énoncé suivant du théorème de l'approximateur universel a été l'un de ces aboutissements :

Théorème 1.1 (2):

Pour toute fonction réelle $g(\mathbf{x})$ continue sur un compact $U \subset \mathfrak{R}$ donné, il existe un système flou $f(\mathbf{x})$ sous la forme (1.10) tel que :

$$\sup_{\mathbf{x} \in U} |f(\mathbf{x}) - g(\mathbf{x})| < \varepsilon \quad (1.14)$$

Avec $\varepsilon \geq 0$ est une constante arbitraire.

La propriété d'approximation universelle ne donne pas une méthode de construction du système flou, $f(x)$ elle nous permet seulement de garantir l'existence de ce dernier.

Nous avons choisi la structure du système flou d'une façon appropriée afin d'arriver à la notion d'approximation universelle toute en se basant sur le choix des entrées et le nombre de fonctions d'appartenance avec le type approprié pour chaque entrée du système flou, les paramètres qui constituent les fonctions d'appartenance et le nombre de règles.

Les paramètres de la conclusion seront calculés en ligne par des algorithmes d'adaptation.

I.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les idées principales de la logique floue, en introduisant la notion des ensembles flous qui est une généralisation des ensembles classiques, à partir de la définition des ensembles flous nous pouvons construire un système flou.

Un système flou est composé essentiellement de quatre étapes : la fuzzification, la base de règle, le moteur d'inférence et la defuzzification. Il est à noter que le concepteur d'un système flou doit faire un nombre de choix importants. Ces choix sont basés essentiellement sur les conseils de l'expert ou sur l'analyse statistique des données précédentes. En plus le concepteur doit aussi choisir la méthode de defuzzification, le type des fonctions d'appartenance et les méthodes d'interprétation (ET, OU).

Nous avons présenté la formule mathématique de la sortie d'un système flou de type Mamdani et les deux formes de la sortie d'un système flou de type Takagi-Sugeno (TS1-TS0), et nous avons vu le théorème d'approximation universelle (2) permettant d'assurer l'existence d'un système flou optimal, cependant ce théorème ne donne pas une méthode systématique pour choisir le système flou optimal.

Commande Adaptative

II.1 Introduction :

La plupart des techniques actuelles de conception de systèmes de commande sont basés sur une bonne compréhension du système étudié et de son environnement. Toutefois, dans un certain nombre de cas, le système commandé est trop complexe et ces processus physiques de base ne sont pas entièrement compris. Les techniques de conception de contrôle doivent alors être augmentées avec une technique d'identification visant à obtenir progressivement une meilleure compréhension du système contrôlé [20], ce genre de problème a mené à l'apparition de la commande adaptative.

La commande adaptative des systèmes non linéaires est un dispositif très attrayant d'un système de contrôle moderne. Aujourd'hui un grand nombre de boucles de control industrielles sont sous la commande adaptative. Celles-ci incluent une gamme étendue d'applications dans l'aérospatiale, la régulation de processus, la robotique, et les systèmes des véhicules à moteur et les systèmes biochimique [21].

Ce chapitre est une présentation de la commande adaptative .Il fournit également un certain fond et un bref historique du développement de la commande adaptative.

II.2. Historique

La recherche en contrôle adaptatif a une longue et forte histoire. Au début des années 50 il y avait des recherches étendues sur la commande adaptative en liaison avec la conception des pilotes automatiques pour les avions à haute performance [20].

De tels avions fonctionnent sur une large plage de vitesse et d'altitude. Il a été constaté que le gain constant de commande classique de rétroaction linéaire pourrait fonctionner bien en une condition de fonctionnement mais pas au-dessus du régime de vol entier [20], [22]. Un contrôleur plus sophistiqué qui pourrait travailler bien sur une grande variété de conditions opérantes était nécessaire. Après un effort de développement significatif

il a été trouvé que le gain préprogrammé (scheduling) [22] basé sur quelques mesures auxiliaires de la vitesse anémométrique était une technique convenable pour les systèmes de contrôle de vol [20]. Un autre schéma de commande adaptative à modèle de référence été proposé par *Whitaker* et ces collègues pour résoudre le problème de contrôle de pilote automatique [22], le but de ce schéma était de construire un contrôleur auto ajustable qui rapporte une fonction de transfert en boucle fermée assortissant à un modèle de référence prescrit. Plusieurs mécanismes d'auto-ajustement des paramètres du contrôleur ont été proposées, telles que Les règles de sensibilité et la règles de M.I.T. et ont été vérifiés pour bien préformer dans de certaines conditions [20].

Finalement, en 1958 *Kalman* a met un appui analytique fermant le concept d'un contrôleur auto-réglable avec une identification explicite des paramètres d'un système linéaire, avec une seule entrée une seule sortie (SISO) et l'utilisation de ces estimations de paramètres pour mettre à jour un contrôleur quadratique linéaire optimal [20].

L'intérêt pour la commande adaptative a diminué partiellement parce qu'il était trop difficile de traiter le problème de commande adaptative utilisant les techniques qui étaient disponible au temps [22].

Pendant les années 60 il y avait beaucoup de recherche dans la théorie de contrôle qui a contribué au développement de la commande adaptative. L'espace de l'état et théorie de stabilité basé sur l'approche de Lyapunov ont été introduites [22]. La théorie de stabilité de Lyapunov a été fermement établie comme un outil pour prouver la convergence dans des schémas de commande adaptatives [20], [22]. Il y avait aussi des résultats importants dans la théorie de contrôle stochastique [20], [22]. La programmation dynamique, présentée par Bellman, a augmenté la compréhension des processus adaptatifs. Des contributions fondamentales ont été aussi faites par Tsypkin, qui a montré que beaucoup d'arrangements pour l'apprentissage et la commande adaptative pourraient être décrits dans un cadre commun. Il y avait également des développements importants dans l'identification de système. Une Renaissance de commande adaptative s'est produite pendant les années 70, lorsque les différents schémas d'estimation ont été combinées avec les diverses méthodes de conception. De nombreuses applications ont été signalées, mais les résultats théoriques ont été très limités.

A la fin des années 70 et le début des années 80, des preuves pour la stabilité des systèmes adaptatifs sont apparu, mais sous des hypothèses très restrictives.

Les efforts visant à fusionner les idées de contrôle robuste et des systèmes d'identification sont d'une importance particulière. L'investigation de nécessité de ces

suppositions a suscité de nouvelles et intéressantes recherches dans la robustesse de commande adaptative, ainsi que dans la robustesse des contrôleurs d'adaptation.

Les investigations sur les systèmes non linéaires ont conduit à une compréhension accrue de manière significative de contrôle adaptatif. Dernièrement, il a également été établi que le contrôle adaptatif de solides relations d'idées sur l'apprentissage qui émergent dans le domaine de l'informatique.

Il y a eu beaucoup d'expériences sur la commande adaptative dans les laboratoires et l'industrie. Le progrès rapide dans la microélectronique était une stimulation forte [22].

L'interaction entre la théorie et l'expérimentation a eu comme conséquence un développement vigoureux du champ. En conséquence, les contrôleurs adaptatifs ont commencé à apparaître commercialement au début des années 80[22].

Au début des années 90 les nouvelles découvertes étaient appliquées aux méthodes adaptatives, telles que l'intelligence artificielle, les réseaux de neurone et les techniques flous. Toutefois, dans la deuxième moitié des années 90, les systèmes adaptatifs faisait toujours preuve d'un grand potentiel d'applications massive, bien que de nombreuses sociétés bien connues déployés les principes d'adaptation pour l'autorégulation, et parfois même pour contrôle en ligne [23].

La commande adaptative a une littérature riche complètement de différentes techniques pour la conception, l'analyse, l'exécution, et les applications. Plusieurs articles, des livres et des monographies ont été déjà édités. En dépit de la vaste littérature sur le sujet, il y a toujours un sentiment général que la commande adaptative est une collection d'indépendant techniques et outils.[22]

II.3. Définition de la commande adaptative

La terminologie « commande adaptative » désigne l'ensemble de méthodes permettant l'ajustement automatique en temps réel des paramètres des régulateurs mis en œuvre dans une boucle de commande afin de réaliser ou de maintenir un niveau de performances désirée lorsque le processus contrôlé n'est pas trop bien connue ou ayant une non linéarité significative ou des paramètres variant dans le temps. [21]

Bien que chaque contrôleur est adaptatif dans le sens qu'il change sa sortie à chaque fois que l'erreur change, la vraie commande adaptative est lorsque le contrôleur adapte non seulement sa sortie mais aussi sa stratégie de contrôle, c'est-à-dire qu'il peut régler ces propres paramètres ou d'une autre manière sa loi de commande pour s'adapter aux changements du comportement du processus [23].

La figure (II.1), montre le block diagramme d'une commande adaptative.

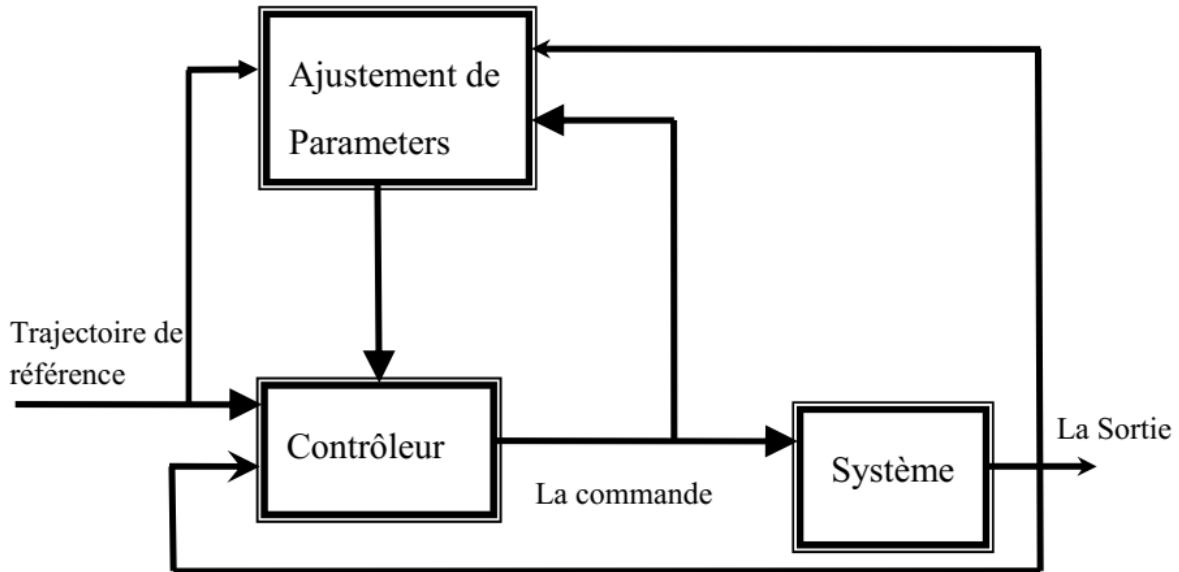


Figure (II.1) : Schéma bloc d'une commande adaptative.

La construction d'un contrôleur adaptatif contient ainsi les étapes suivantes :

- Caractériser le comportement désiré du système en boucle fermée.
- Déterminer une loi de commande appropriée avec les paramètres réglables.
- Trouver un mécanisme pour ajuster les paramètres.
- Implémenter la loi de commande.

II.4.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.

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.

II.5. Pourquoi la commande adaptative

Dans de nombreuses situations, la commande adaptative s'avère utile, parmi ces situations, nous citons [21]:

- Les changements dans la fonction de transfert du système, dans son ordre ou en valeurs de quelques paramètres dus aux variations de l'environnement.
- Les bruits de stochastiques.
- Les changements dans la nature de données.
- La propagation des bruits le long d'une chaîne de processus d'unité.
- Le comportement non linéaire comme dans le cas de réactions des complexes chimiques ou biochimiques.
- Un temps mort appréciable.

II.6. Principe

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.

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 (II.2) montre le schéma de principe :

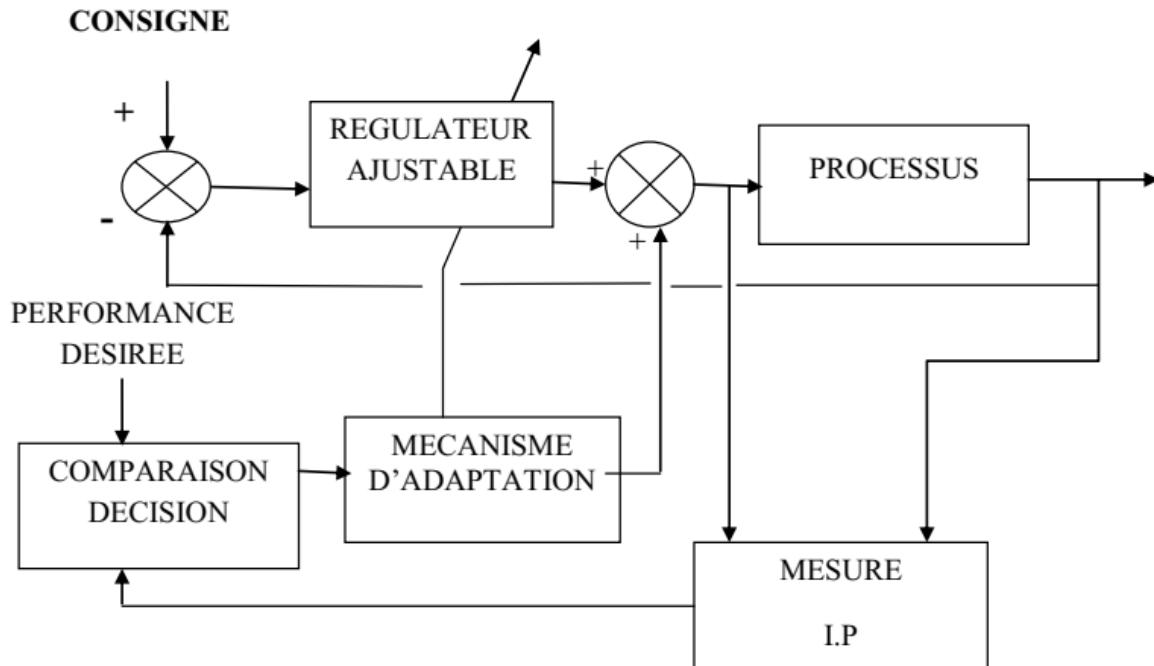


Figure (II.2) : Schéma de principe d'une commande adaptative.

II.7. Commande adaptative 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 [20].

II.7.1. Commande adaptative 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 estimées 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 [21].

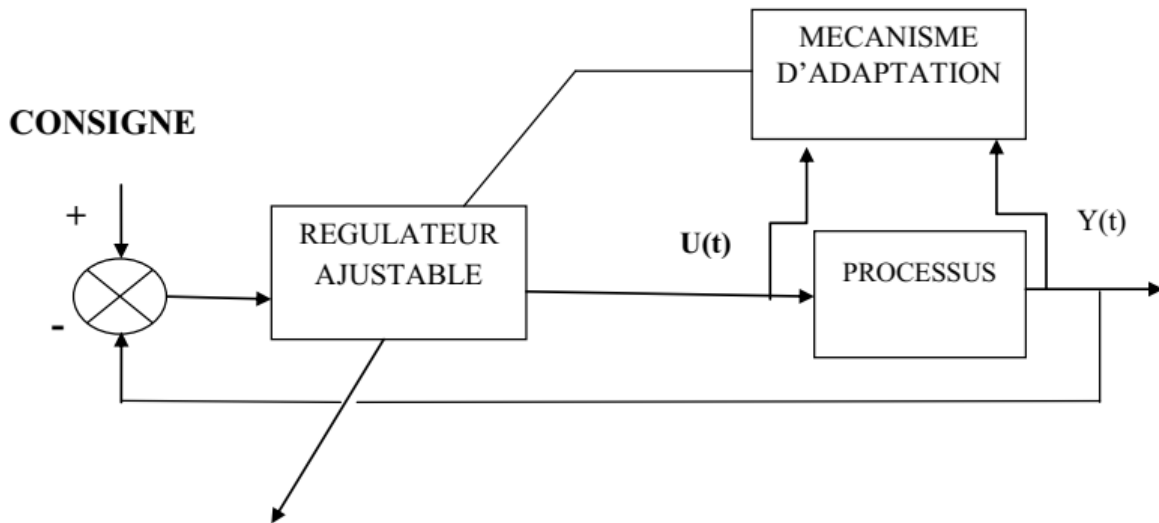


Figure (II.3) : Commande adaptative direct.

II.7.2 commande adaptative indirecte

Dans cette approche, on décide d'identifier les paramètres du système et d'utiliser, à chaque instant, ces estimées (comme s'il s'agissait des vrais paramètres) dans le calcul de la loi de commande, c'est-à-dire dans le calcul des paramètres du régulateur adaptatif.

D'une certaine manière, on peut dire que l'on commande optimalement, à chaque instant, le modèle estimé du système [24].

Cette approche également désigné sous le nom de la commande adaptative explicite, parce que la conception est basée sur un modèle explicite du système.

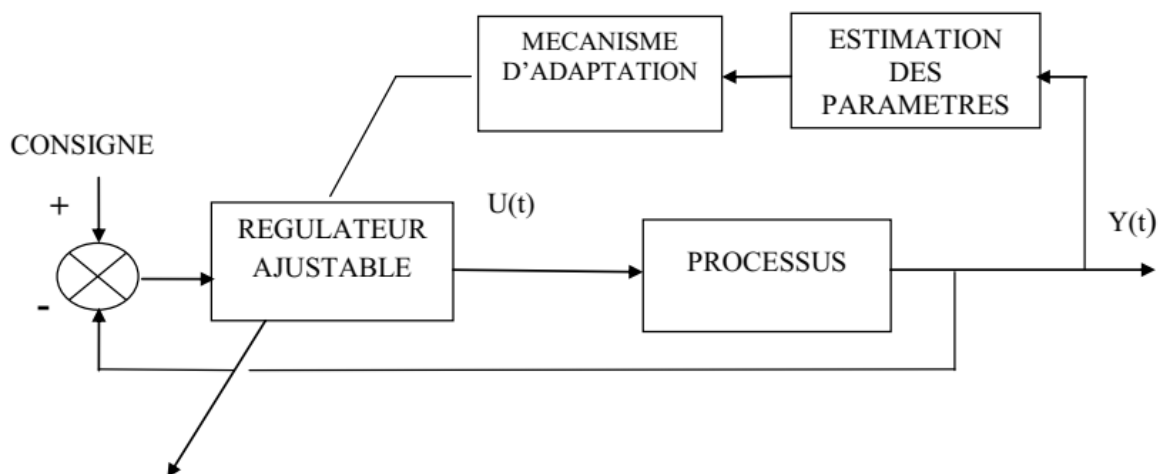


Figure (II.4) : Commande adaptative indirect.

II.8. Technique de la commande adaptative [25]

Il existe différents types de schémas destinés à assurer des performances acceptables quand les paramètres du procédé sont inconnus ou varient avec Le temps. Il y a ceux qui utilisent une boucle de contre réaction sur la mesure des performances et ceux qui utilisent une boucle ouverte pour la commande adaptative des systèmes.

Trois approches ont été essentiellement considérées pour le développment des stratégies de commande adaptative.

II.8.1 Commande adaptative à gain programmé

Cette approche est appelée aussi « adaptation en boucle ouverte » la variation des paramètres du régulateur ne dépend pas directement de la sortie du système, mais elle est en fonction des variables auxiliaires du système corrélées avec les changements paramétriques.

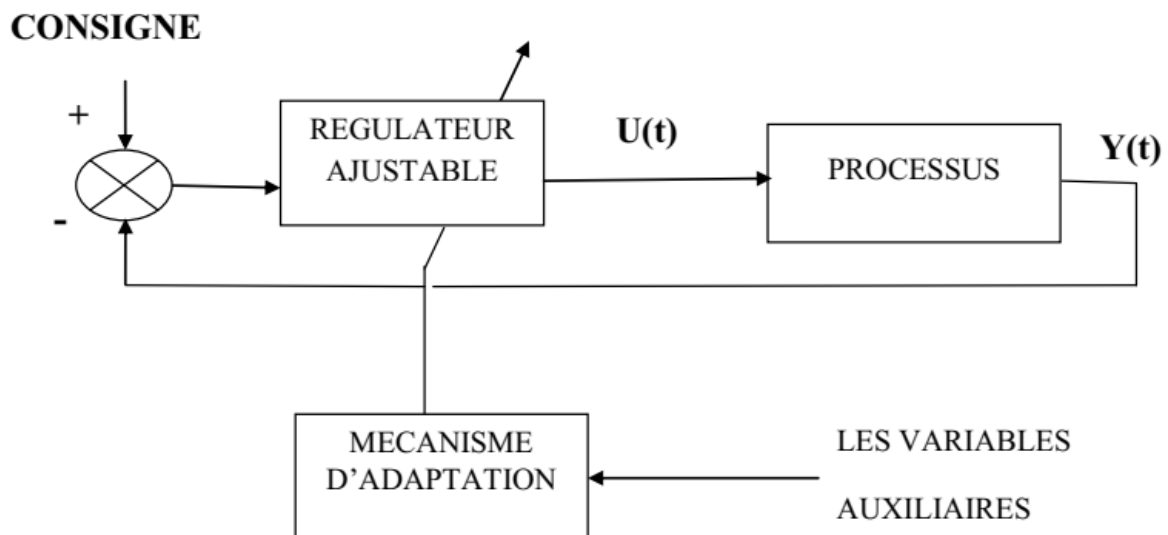


Figure (II.5) :schéma d'une commande adaptative à gain programmé.

Ce type de commande sa réaction est très rapide, par contre il ignore l'effet de signaux non mesurable et il est limité dans sa réaction face à des comportements imprévus (non programmé)

II.8.2 Commande adaptative à modèle de référence(MRAC)

La MRAC a été originellement développé par Waitaker et ses collègues en 1958. Ces dernières années, elle est devenue un moyen très efficace pour la commande des systèmes à paramètres inconnus et /ou variable dans le temps.

Le principe d'une telle approche est de décrire par un modèle de référence les performances désirées et de les comparer à chaque instant avec celles du système ajustable. L'erreur ainsi déterminée permet au mécanisme d'adaptation de réajuster les paramètres ajustables ou d'agir sur le signal de commande, de telle manière que l'erreur entre le modèle de référence et le système ajustable tend asymptotiquement vers zéro.

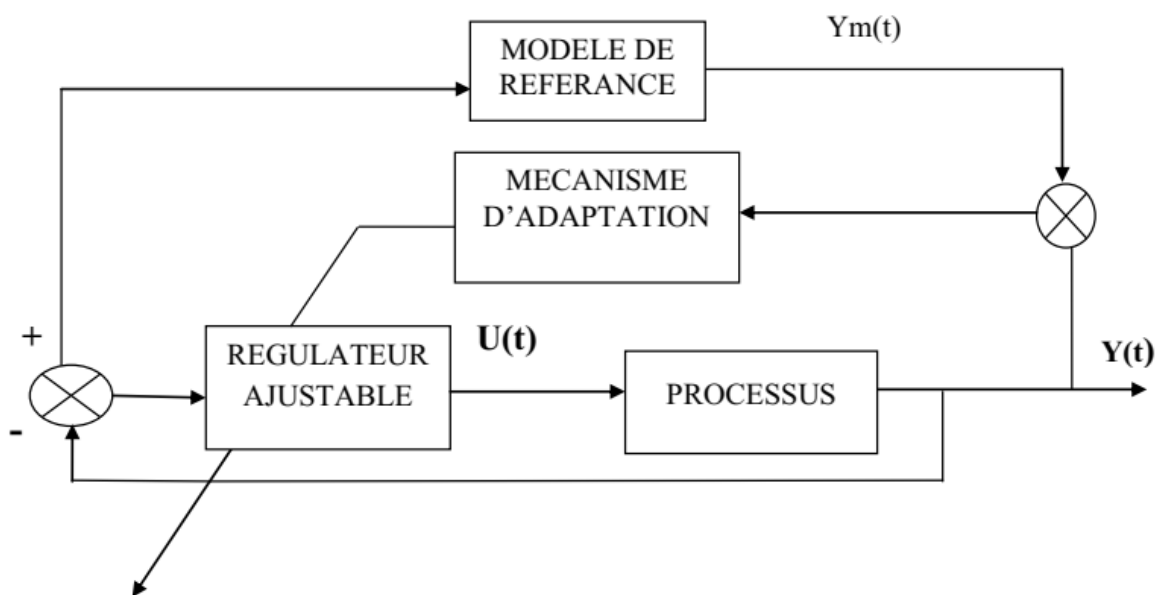


Figure (II.6) : commande adaptative à modèle de référence.

II.8.3 La commande adaptative auto-ajustable

Cette approche a été proposée par Kalman en 1958, elle est différente des autres, et consiste à l'utilisation d'un estimateur paramétrique, à chaque instant on construit un prédicteur de la sortie du procédé et l'erreur de prédiction sert à adapter les paramètres du prédicteur, on utilise ces paramètres pour le calcul du régulateur [25].

La commande adaptative a été utilisée dans différents domaines pour conserver des bonnes performances du système.

II.9. Les différents domaines de la commande adaptative

II.9.1. La commande adaptative floue

La commande adaptative floue se compose donc d'un régulateur flou adaptatif. La différence entre un régulateur adaptatif flou et un régulateur adaptatif conventionnel est que le premier peut prendre en compte des informations linguistiques. Pour conserver des bonnes performances du système.

❖ **Commande adaptative directe floue**

Les systèmes flous sont utilisés comme contrôleurs.

❖ **Commande adaptative indirecte floue**

Les systèmes flous sont utilisés comme modèles pour les systèmes.

II.9.2 La commande adaptative neuronale

La commande adaptative neuronale est la même que celle d'une commande adaptative conventionnel, la seule différence fait que le bloc identificateur et le contrôleur de celui-ci sont présentés avec des réseaux de neurones.

• **Commande adaptative neuronale directe**

La commande neuronale adaptative directe utilise un système neuronal comme contrôleur, placé en cascade avec le système à commander.

• **Commande adaptative neuronale indirecte**

Ce type de commande utilise une combinaison de deux réseaux de neurones le premier réseau est entraîné pour identifier le modèle dynamique du système. Le deuxième réseau de neurones est entraîné pour générer une commande nécessaire à appliquer au système.

II.10. 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 [26].

II.10.1. Méthode directe 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 y a 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 $V(\mathbf{x})$ dont les dérivées partielles d'ordre un sont continués, et telle que :

$$V(\mathbf{x}) > 0 \quad \forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \quad V(\mathbf{0}) = 0, \text{ Est définie positive}$$

$$\dot{V}(\mathbf{x}) \leq 0 \quad \forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \quad \dot{V}(\mathbf{0}) = 0, \text{ Est définie négative}$$

$V(\mathbf{x})$ Est radialement non-bornée.

Alors le point d'équilibre est globalement asymptotiquement stable.

II.10.2. Méthode indirect de Lyapunov [25]

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 : $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x})$, $\mathbf{f}(\mathbf{0}) = \mathbf{0}$, où $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ est un champ de vecteur (sans interruption différentiable), si le $J(\mathbf{f}(\mathbf{x}))$ représente le jacobin de $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ évalué à l'équilibre ($\mathbf{x} = \mathbf{0}$) le théorème de Lyapunov direct peut être énoncé comme suit :

Si tout les valeurs propres de $J(\mathbf{f}(\mathbf{x}))$ 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 $J(\mathbf{f}(\mathbf{x}))$ 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 ont $J(\mathbf{f}(\mathbf{x}))$ une partie réelle plus petite ou égale a '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.

II.11. La zone morte

Le bloc Zone morte fournit une zone avec une sortie égale à zéro. Elle définit la gamme de variation de l'entrée pour laquelle la sortie reste inchangée. En dehors de cette étendue il y a une relation linéaire entre l'entrée de la zone morte $\mu(\mathbf{k})$ et la sortie de la zone morte $V(\mathbf{k})$.

Un exemple de graphique d'une zone morte particulière est donné ci-dessous :

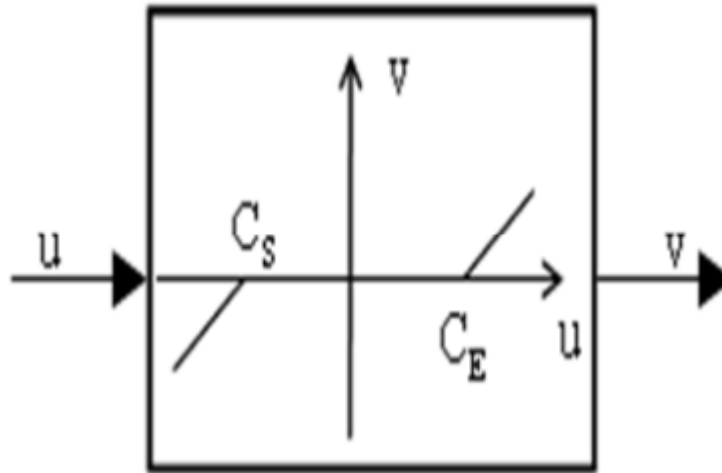


Figure (II.7) : La zone morte.

Il est définie par :

$$V(\mathbf{k}) = \begin{cases} \mu(\mathbf{k}) - c_s & \text{si } \mu(\mathbf{k}) < -c_s \\ 0 & \text{si } -c_s \leq \mu(\mathbf{k}) \leq c_e \\ \mu(\mathbf{k}) - c_e & \text{si } \mu(\mathbf{k}) > c_e \end{cases}$$

Où $c_e > c_s$

Quand l'entrée $\mu(\mathbf{k})$ est entre $-c_s$ et c_e , la sortie $V(\mathbf{k})$ est zéro. Quand l'entrée est supérieure ou égale à la limite haute c_e , la sortie est égale à l'entrée moins la limite haute.

Quand l'entrée est inférieure ou égale à la limite inférieure $-c_s$, la sortie est égale à l'entrée moins la limite inférieure.

II.12. Conclusion

Dans de nombreuses situations, les systèmes de commande classique sont basés sur les modèles à paramètres fixes, car ils ne peuvent prendre en charge les variations lentes ou rapides de la dynamique des systèmes, d'où la nécessité d'introduire la notion de systèmes de commande adaptative afin d'assurer les performances désirées. Pour cela, les paramètres du régulateur (contrôleur) sont ajustés automatiquement sur la base des informations recueillies du système. Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions, et définition sur la commande adaptative, nous avons commencé par définir la commande adaptative, puis nous avons donné une vue générale sur son histoire, ainsi que les différents schémas de commande adaptative.

Commande adaptative floue des systèmes non linéaires

III.1 Introduction :

Étant donné que l'incertitude est inhérente à de nombreux systèmes pratiques, la capacité de conception de contrôle permettant de gérer l'incertitude a de nombreux besoins réels. En attendant, cela pose également un défi académique dans les systèmes de contrôle non linéaires incertains et il est un fait que la plupart des systèmes de contrôle pratiques sont incertains ou non linéaires. Par conséquent, certains chercheurs s'intéressent au problème du contrôle adaptatif pour les systèmes non linéaires incertains et réalisent de nombreuses réalisations au cours des dernières décennies. Pour les systèmes incertains à temps continu et à temps discret non linéaires, il existe de nombreux résultats sur le contrôle de suivi adaptatif en utilisant les outils d'approximation des fonctions tels que les systèmes à logique floue [70,71, 72, 76-80, 82-86, 91, 92, 94. , 38-41, 45-49] et les réseaux de neurones [73, 74, 87, 88, 90, 93, ,95, 96, 97, 28-37, 66-69].

Il ne fait aucun doute que les systèmes non linéaires à temps discrets incertains jouent un rôle important dans les systèmes de contrôle non linéaires. Récemment, de nombreuses personnes ont réalisé de grands travaux dans des systèmes non linéaires à temps discrets incertains. Par exemple, les contrôleurs adaptatifs d'une classe de systèmes non linéaires à temps discret MIMO avec des fonctions inconnues sont construits dans [75] en utilisant des réseaux de neurones d'ordre supérieur. Les auteurs dans [89] ont étudié une approche de contrôle adaptatif direct pour une classe de systèmes non linéaires à temps discret avec un jeu inconnu et les systèmes sont transformés en systèmes de prédiction à n pas en avant pour prévoir les états futurs et les systèmes de logique floue sont utilisés pour se rapprocher au jeu inconnu, fonctions inconnues et inversion inconnue.

S. S. Ge. et al. présenté dans [95] une procédure de contrôle de réseau neuronal adaptatif direct systématique pour une classe de systèmes non linéaires incertains à temps discret

avec une forme de retour strict par technique de backstrap et le processus de conception de backstrap est adopté pour résoudre le système non causal dans des systèmes à temps discret. En outre, les autres problèmes de contrôle de suivi de réseau neuronal adaptatif ou de logique floue pour les systèmes non linéaires à temps discret ont de nombreux travaux à effectuer et de nombreux progrès significatifs sont réalisés dans [73, 81, 97, 31, 33, 34, 36].

En outre, pour réduire les paramètres d'adaptation en ligne, de nombreux chercheurs ont consacré beaucoup de temps et d'énergie. Le nombre de paramètres de loi adaptative ajustable a été considérablement réduit et une nouvelle approche de contrôle adaptatif avec des paramètres ajustables moins adaptatifs a également été proposée pour une classe de systèmes non linéaires à temps discrets incertains avec une forme à retour strict [74].

Cependant, les résultats ci-dessus sont obtenus pour des systèmes non linéaires non commutés.

Les systèmes commutés représentent une classe de systèmes dynamiques particuliers comprenant des sous-systèmes de serveur et un signal de commutation entre ces sous-systèmes. Les systèmes commutés ont attiré beaucoup d'attention et de nombreux travaux significatifs ont été élaborés au cours des dernières décennies en raison du fait qu'un grand nombre de systèmes de contrôle du monde réel peuvent être modélisés comme des systèmes commutés tels que des systèmes mécaniques, des processus chimiques, des systèmes mécaniques, des avions et de l'air contrôle du trafic et de nombreux autres systèmes réels.

Par conséquent, du point de vue des besoins pratiques dans les processus de production industrielle et des défis théoriques, la recherche sur le schéma de commande des systèmes non linéaires commutés a une grande signification en théorie et en pratique. Basés sur la technique du backstrap et les fonctions de Lyapunov communes, les contrôleurs de systèmes à commutation non linéaire à rétroaction et à deux classes en triangle inférieur avec commutation arbitraire sont construits dans [53]. Un schéma de contrôle de suivi adaptatif utilisant la fonction caractéristique d'approximation et la méthode de backstrapping a été proposé pour une classe de systèmes non linéaires commutés avec sauts de commutation [57].

Sur la base de la technique de backstrap et de la fonction de Lyapunov, les auteurs dans [59] ont étudié le problème du contrôle de suivi flou adaptatif pour une classe de systèmes non linéaires à commutation incertaine à commutation arbitraire. En outre, quelques schémas importants ont été proposés dans [52, 54-56, 58, 60] pour les systèmes non linéaires commutés.

À l'heure actuelle, les recherches sur l'algorithme de contrôle adaptatif des systèmes non linéaires commutés sont axées sur les systèmes à temps continu. En raison des défis théoriques et des besoins réels, certains chercheurs accordent de plus en plus d'attention aux systèmes à commutation de temps discret. Par exemple, sur la base de la méthode du temps de séjour moyen, le problème de stabilité asynchrone H-infini et (i_2 – Gain) pour une classe de commutateurs linéaires à temps discret est d'abord étudié dans [61].

Une condition suffisante de (i_2 – Gain) la stabilité et la stabilité exponentielle robuste pour les systèmes en cascade linéaire à commutation de temps discret ont été donnés. De plus, une condition d'existence suffisante de stabilité pour les systèmes à commutation linéaire à temps discret généraux a été explorée dans [62]. De plus, le problème de contrôle des systèmes à commutation non linéaire à temps discret est également exploré. Par exemple, le problème de contrôle optimal pour une classe de systèmes à commutation non linéaire à temps discret avec saturation d'actionneur a été étudié dans [63] via la programmation heuristique double. Les contrôleurs en mode glissant pour une classe de systèmes stochastiques à commutation non linéaire à temps discret et un signal de commutation basé sur le temps de passage moyen ont été conçus dans [64]. Jusqu'ici, la technique de contrôle adaptatif pour les systèmes non linéaires à temps discret avec des fonctions inconnues est rarement étudiée.

Dans ce chapitre, le problème de la commande adaptative pour une classe de systèmes non linéaires à temps discret est d'abord étudié à partir de la fonction de Lyapunov commune. Comparé à la littérature publiée sur les systèmes à temps discret commuté, Les principaux travaux de ce chapitre sont les suivants:

- 1) les systèmes à logique floue sont utilisés pour approcher des fonctions à temps discret non linéaires inconnues.
- 2) un schéma de contrôle de suivi flou adaptatif pour une classe de systèmes non linéaires à temps discret est proposé via l'application de la technique de backstrap et de la méthode

de la fonction de Lyapunov courante.

- 3) la quantité de paramètres ajustables en ligne est réduite en estimant la limite supérieure des paramètres de loi adaptative. De plus, un exemple de simulation est donné pour vérifier l'efficacité des schémas de contrôle.

III.2 Description du système :

III.2.1 Systèmes non linéaires commutés à temps discret :

Nous considérons une classe de systèmes non linéaires à temps discret commutés par l'équation suivante :

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

Où $x(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)]^T \in \mathbf{R}^n$ est le vecteur d'état du système, $y(k) \in \mathbf{R}$, est la variable de sortie du système; la fonction constante par morceaux $V: \mathbb{N} \rightarrow \mathbf{M} = \{1, 2, \dots, m\}$ est un signal de commutation (loi de commutation) qui représente les index des sous-systèmes.

$u_j(k) \in \mathbf{R}$; est la variable d'entrée de contrôle; $f_j(k)$ et $g_j(k)$ sont inconnus des fonctions non linéaires lisses où $j \in \mathbf{M}$.

Remarque 1:

La caractéristique du signal de commutation peut être décrite comme suit:

$$[1] = \left\{ [x_0^T(k), y_0(k)]^T, (v_0, k_0), (v_1, k_1), \dots, (v_i, k_i) | v_i \in \mathbf{M}, i \in \mathbf{N} \right\} \quad (2)$$

Où \mathbf{k}_0 est l'heure initiale, $[\mathbf{x}_0^T(\mathbf{k}), \mathbf{y}_0(\mathbf{k})]$ est l'état initial. Quand $\mathbf{k} \in [\mathbf{k}_i, \mathbf{k}_{i+1}), V = \mathbf{k}_j$ C'est, le \mathbf{k}_j^{th} les sous-systèmes sont actifs sur $[\mathbf{k}_i, \mathbf{k}_{i+1})$, entre-temps, ce qui signifie que le reste des sous-systèmes sont inactifs . De plus, nous supposons $\mathbf{k}_j \neq \mathbf{k}_{j+1}$ pour tous \mathbf{j} .

Remarque 2:

Similaire aux systèmes non linéaires à commutation de temps discret (1), certains travaux sont étudiés dans [87, 88]. Pour les systèmes non linéaires à commutation en temps continu, les problèmes de retour d'état adaptatif contrôle, contrôle direct adaptatif de rétroaction de sortie, conception d'observateur et contrôle adaptatif basé sur l'observateur sont examinés, la question de la singularité du contrôleur a été résolue. Cependant, le contrôle précédent approches ne conviennent pas aux systèmes non linéaires commutés à temps discret ,car il existe différentes comportements dynamiques entre systèmes à temps discret et à temps continu.

Hypothèse 1 [95].

Pour $\mathbf{j} = 1, 2, \dots, \mathbf{m}$ (index des sous-systèmes), $\mathbf{m} \in \mathbf{M}$. Il y a les constantes $\underline{\mathbf{g}}_j, \bar{\mathbf{g}}_j > 0$, tel que $\underline{\mathbf{g}}_j \leq |\mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k}))| \leq \bar{\mathbf{g}}_j$ et le signe de $\mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})), \mathbf{j} = 1, 2, \dots, \mathbf{m} \in \mathbf{M}$ est connu, Dont $\mathbf{x}(\mathbf{k})$ appartient à un sous-ensemble compact $\Omega_{\mathbf{x}} \subset \mathbf{R}^n$ sans perdre la généralité, nous supposons que $\mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k}))$ est positif dans cet article.

Hypothèse 2 [27].

Le signal désiré $\mathbf{y}_d(\mathbf{k})$ est une fonction lisse et bornée. Dans cet article, notre objectif de contrôle est de concevoir des contrôleurs à retour d'état pour que la sortie $\mathbf{y}(\mathbf{k})$ suit un signal de référence $\mathbf{y}_d(\mathbf{k})$ dans une erreur bornée et tous les signaux des systèmes en boucle fermée restent bornés sous commutation arbitraire.

III.2.2 Systèmes à logique floue :

Les systèmes à logique floue peuvent être utilisés pour approximer toute fonction continue composée de quatre caractères: moteur d'inférence flou, défuzzifier, base de règles floue set fuzzifier. Qui mappe un vecteur d'entrée $\bar{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \in \mathbf{R}^m$ à une sortie scalaire $y \in \mathbf{R}$. La base de règles floues consiste en une collection des règles floues IF- THEN de la forme suivante :

$$R^k: \text{If } x_1 \text{ is } \varphi_1^k \text{ and } x_n \text{ is } \varphi_n^k \text{ Then } y_f \text{ is } y_f^k (k = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

Où $\varphi_i^k, i = 1, 2, \dots, m$, y_f^k est la sortie nette du k th règle, et N dénote le nombre total de règles.

En utilisant le défuzzifier moyen, le fuzzifier singleton et le moteur d'inférence de produit, la sortie finale des systèmes flous ii est définie comme suit :

$$y_f(\bar{x}) = \frac{\sum_{k=1}^N y_f^k \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i) \right)}{\sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)} \quad (4)$$

Où $\mu_{F_i^j}(x_i)$ est des fonctions d'appartenance floues, et nous supposons que $\mu_{F_i^j}(y_f^j) = 1$, puis reformulez l'équation (4) dans l'équation suivante :

$$y(\bar{x}) = \omega^T \phi(\bar{x}) \quad (5)$$

Où $\omega = [y_f^1, y_f^2, \dots, y_f^N]^T$, est un vecteur de paramètres ajustables, et $\phi(\underline{x}) = [\phi^1(\underline{x}), \dots, \phi^N(\underline{x})]^T$ est un ensemble de fonctions de base floues définies comme :

$$\phi(\bar{x}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)} \quad (6)$$

La sélection appropriée des paramètres, au-dessus du système à logique floue (5), est un outil d'approximation universel de toutes les fonctions discrètes sur un ensemble compact.

Lemma1. Laisser une fonction non linéaire à temps discret $y(\bar{x}(k))$ sur un ensemble compact Q et étant donné une petite constante arbitraire $\varepsilon > 0$, il y a un vecteur idéal de poids constant w^* satisfaisant.

$$y(\bar{x}(k)) = w^{*T} \phi(\bar{x}(k)) + \varepsilon(\bar{x}(k)) \quad (7)$$

où $\varepsilon(\bar{x}(k))$ est appelée erreur d'approximation des systèmes de logique floue telle que $|\varepsilon(\bar{x})| \leq \bar{\varepsilon}$ avec la constante $\bar{\varepsilon} > 0$.

III.3 Conception du contrôleur et résultat principal :

La procédure de conception détaillée est donnée comme suit.

Étape 1:

Définissez l'erreur de suivi comme $\xi_1(k) = x_1(k) - y_d(k)$ et un candidat de fonction Lyapunov est construit comme suit :

$$V_1(k) = \frac{1}{\bar{g}} \xi_1^2(k) \quad (8)$$

Où $\bar{g} = \max\{ \bar{g}_j : j \in M \}$ La différence de $V_1(k)$ est donné comme :

$$\begin{aligned} \Delta V_1(k) &= V_1(k+1) - V_1(k) \\ &= \frac{1}{\bar{g}} \left(\xi_1^2(k+1) - \xi_1^2(k) \right) \\ &= -\frac{1}{\bar{g}} \xi_1^2(k) + \frac{1}{\bar{g}} [x_1(k+1) - y_d(k+1)]^2 \\ &= -\frac{1}{\bar{g}} \xi_1^2(k) + \frac{1}{\bar{g}} [x_2(k) - y_d(k+1)]^2 \\ &= -\frac{1}{\bar{g}} \xi_1^2(k) + \frac{1}{\bar{g}} [\xi_2(k) + \alpha_1(k) - y_d(k+1)]^2 \end{aligned} \quad (9)$$

Où $\xi_2(k) = x_2(k) - \alpha_1(k)$ et $\alpha_1(k)$ est un signal de contrôle virtuel. Apparemment, si on prend $\alpha_1(k) = y_1(k+1)$ alors nous pouvons obtenir le formulaire suivant :

$$\Delta V_1(k) = -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} \xi_2^2(k) \quad (10)$$

Étape 2: Choisir le candidat à la fonction Lyapunov

$$V_2(k) = V_1(k) + \frac{1}{g} \xi_2^2(k) \quad (11)$$

Ensuite, la première différence de (11) le long de (10) est donnée par

$$\begin{aligned} \Delta V_2(k) &= \Delta V_1(k) + \frac{1}{g} [\xi_2^2(k+1) - \xi_2^2(k)] \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} \xi_2^2(k) + \frac{1}{g} \xi_2^2(k+1) - \frac{1}{g} \xi_2^2(k) \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} [x_2(k+1) - \alpha_1(k+1)]^2 \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} [x_3(k) - \alpha_1(k+1)]^2 \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} [\xi_3(k) + \alpha_2(k) - \alpha_1(k+1)]^2 \quad (12) \end{aligned}$$

Où $\xi_3(k) = x_3(k) - \alpha_2(k)$ et $\alpha_2(k)$ est un contrôle virtuel. Laisser $\alpha_2(k) = \alpha_1(k+1) = y_d(k+2)$, alors nous obtenons :

$$\Delta V_2(k) = -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} \xi_3^2(k) \quad (13)$$

Étape 1, $2 \leq i \leq n-1$, les procédures de conception suivantes sont similaires à l'étape 2. Pour $\xi_i(k) = x_i(k) - \alpha_i(k)$, nous avons le contrôleur virtuel comme suit:

$$\alpha_i(k) = y_d(k+i) \quad (14)$$

Choisissez la candidate de fonction Lyapunov comme suit

$$V_i(\mathbf{k}) = V_{i-1}(\mathbf{k}) + \frac{1}{g} \xi_i^2(\mathbf{k}) \quad (15)$$

La première différence de (15) et (14) est donnée par

$$\begin{aligned} \Delta V_i(\mathbf{k}) &= \Delta V_{i-1}(\mathbf{k}) + \frac{1}{g} \xi_i^2(\mathbf{k} + 1) - \frac{1}{g} \xi_i^2(\mathbf{k}) \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(\mathbf{k}) + \frac{1}{g} \xi_i^2(\mathbf{k}) - \frac{1}{g} \xi_i^2(\mathbf{k}) + \frac{1}{g} [x_i(\mathbf{k} + 1) - \alpha_{i-1}(\mathbf{k} + 1)]^2 \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(\mathbf{k}) + \frac{1}{g} [x_{i+1}(\mathbf{k} + 1) - \alpha_{i-1}(\mathbf{k} + 1)]^2 \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(\mathbf{k}) + \frac{1}{g} [\xi_{i+1}(\mathbf{k}) + \alpha_i(\mathbf{k}) - \alpha_{i-1}(\mathbf{k} + 1)]^2 \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(\mathbf{k}) + \frac{1}{g} \xi_{i+1}^2(\mathbf{k}) \end{aligned} \quad (16)$$

Étape n: pour $\xi_n(\mathbf{k}) = x_n(\mathbf{k}) - \alpha_{n-1}(\mathbf{k})$ et sa première différence est donnée par

$$\begin{aligned} \xi_n(\mathbf{k} + 1) &= x_n(\mathbf{k} + 1) - \alpha_{n-1}(\mathbf{k} + 1) \\ &= f_j(x(\mathbf{k})) + g_j(x(\mathbf{k}))u_j(\mathbf{k}) - \alpha_{n-1}(\mathbf{k}) \\ &= f_j(x(\mathbf{k})) + g_j(x(\mathbf{k}))u_j(\mathbf{k}) - y_d(\mathbf{k} + n) \end{aligned} \quad (17)$$

Selon (14), nous avons $\alpha_{n-1}(\mathbf{k} + 1) = y_d(\mathbf{k} + n - 1 + 1) = y_d(\mathbf{k} + n)$
il va de soi que $\xi_n(\mathbf{k} + 1) = \mathbf{0}$ si on choisit $u_j(\mathbf{k}) = u_j^*(\mathbf{k})$

$$= -\frac{1}{g_j(x(\mathbf{k}))} [f_j(x(\mathbf{k})) - y_d(\mathbf{k} + n)] \quad (18)$$

Puisque $f_j(x(\mathbf{k}))$ et $g_j(x(\mathbf{k}))$ sont inconnus, ils ne sont pas disponibles pour la construction d'un contrôle fictif $u_j^*(\mathbf{k})$. Cependant, parce que $f_j(x(\mathbf{k}))$ et $g_j(x(\mathbf{k}))$ sont les fonctions de l'état du système.

$\mathbf{x}(\mathbf{k}) = [x_1(\mathbf{k}), x_2(\mathbf{k}), \dots, x_n(\mathbf{k})]^T$, nous pouvons utiliser les systèmes de logique floue pour approximer $\mathbf{u}_j^*(\mathbf{k})$ comme suit:

$$\mathbf{u}_j^*(\mathbf{k}) = \boldsymbol{\theta}_j^{*T} \mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k})) + \boldsymbol{\varepsilon}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k})), |\boldsymbol{\varepsilon}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))| \leq \bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_j \quad (19)$$

Où $\mathbf{Z}(\mathbf{k}) = [x^T(k), y_d(k+n)]^T \subset \mathbf{R}^{n+1}$.

Hypothèse 3: Pour $j = 1, 2, \dots, m \in M$, $\boldsymbol{\theta}_j^*$ satisfait $\|\boldsymbol{\theta}_j^*\| \leq \varnothing_j$ Où $\varnothing_j > 0$, est une constante inconnue.

Selon la propriété des systèmes à logique floue, l'hypothèse 3 est raisonnable. Pour tous les sous-systèmes, dans le rapprochement des $\mathbf{u}_j^*(\mathbf{k})$ nous pouvons réduire la quantité de calcul en estimant le maximum valeur de \varnothing_j , Où j est l'index des sous-systèmes. Par conséquent, définissez la constante inconnue comme :

$$\mathbf{W} = \max\{\varnothing_j : j \in M\} \quad (20)$$

Définir $\widehat{\mathbf{W}} = \widehat{\mathbf{W}} - \mathbf{W}$ Où $\widehat{\mathbf{W}}$ est l'estimation de \mathbf{W} . Choisissez le contrôleur adaptatif suivant comme suit :

$$\mathbf{u}_j(\mathbf{k}) = \frac{\mathbf{W}_s^2(\mathbf{k})}{\mathbf{W}_s(\mathbf{k}) + \tau_j} \quad (21)$$

et la loi d'adaptation comme :

$$\widehat{\mathbf{W}}(\mathbf{k} + 1) = \widehat{\mathbf{W}}(\mathbf{k}) - \boldsymbol{\beta} [\|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\| \boldsymbol{\xi}_n(\mathbf{k} + 1) + \boldsymbol{\sigma} \widehat{\mathbf{W}}(\mathbf{k})] \quad (22)$$

Où $\boldsymbol{\sigma}$ et $\boldsymbol{\beta}$ sont les paramètres de conception positifs, et $\mathbf{W}_s(\mathbf{k}) = \widehat{\mathbf{W}}(\mathbf{k}) \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\|$

Remarque 3:

La stratégie de contrôle adaptatif visant à réduire la charge de calcul pour les systèmes à commutation de temps continu qui ont été étudiés dans de nombreuses littératures présente des résultats intéressants. Par exemple, le calcul est réduit en estimant la valeur maximale du carré des paramètres de la loi adaptative pour chaque sous-système [35, 39]. Les contrôleurs ne contiennent pas de fonction de base floue et une seule loi d'adaptation de tous les sous-systèmes est conçue pour réduire la charge de calcul [38].

Cependant, la même méthode n'apparaît pas dans les systèmes à commutation non linéaire à temps discret. Par conséquent, un algorithme est proposé pour réduire la charge de calcul dans ce chapitre.

Remplacer (21) par (17), (17) peut être réécrit comme suit:

$$\xi_n(\mathbf{k} + 1) = \mathbf{f}_j(\mathbf{k}) - \mathbf{y}_d(\mathbf{k} + n) + \mathbf{g}_i(\mathbf{k}) \frac{W_s^2(\mathbf{k})}{W_s(\mathbf{k}) + \tau_j} \quad (23)$$

Ajouter et soustraire $\mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k}))\mathbf{u}^*(\mathbf{k})$ sur le côté droit de (23) et notant (19), nous avons

$$\begin{aligned} \xi_n(\mathbf{k} + 1) &= \mathbf{f}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) - \mathbf{y}_d(\mathbf{k} + n) + \mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) \\ &+ \mathbf{g}_j(\mathbf{k}) \left[\frac{W_s^2(\mathbf{k})}{W_s(\mathbf{k}) + \tau_j} - \boldsymbol{\theta}_j^{*T} \mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k})) - \boldsymbol{\varepsilon}_j \right] \end{aligned} \quad (24)$$

La substitution (18) à (24) conduit à

$$\begin{aligned} \xi_n(\mathbf{k} + 1) &= \mathbf{f}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) - \mathbf{y}_d(\mathbf{k} + n) + \mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) \left(-\frac{1}{\mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k}))} (\mathbf{f}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) - \mathbf{y}_d(\mathbf{k} + n)) \right) \\ &+ \mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) \left[\frac{W_s^2(\mathbf{k})}{W_s(\mathbf{k}) + \tau_j} - \boldsymbol{\theta}_j^{*T} \mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k})) - \boldsymbol{\varepsilon}_j \right] \\ &= \mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) \left[\frac{W_s^2(\mathbf{k})}{W_s(\mathbf{k}) + \tau_j} - \boldsymbol{\theta}_j^{*T} \mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k})) - \boldsymbol{\varepsilon}_j - \widehat{W}(\mathbf{k}) \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\| \right] \\ &+ \mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) [\widehat{W}(\mathbf{k}) \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\| - W \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\| + W \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\|] \\ &= \mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k})) \left[\widehat{W}(\mathbf{k}) \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\| - \frac{W_s^2(\mathbf{k})}{W_s(\mathbf{k}) + \tau_j} + W \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\| \right. \\ &\quad \left. - \boldsymbol{\theta}_j^{*T} \mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k})) - \boldsymbol{\varepsilon}_j \right] \end{aligned} \quad (25)$$

Où équivalent

$$\begin{aligned} \widehat{W}(\mathbf{k}) \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\| &= \frac{\xi_n(\mathbf{k} + 1)}{\mathbf{g}_j(\mathbf{x}(\mathbf{k}))} + \frac{W_s(\mathbf{k})\tau_j}{W_s(\mathbf{k}) + \tau_j} - W \|\mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k}))\| \\ &+ \boldsymbol{\theta}_j^{*T} \mathbf{S}_j(\mathbf{Z}(\mathbf{k})) + \boldsymbol{\varepsilon}_j \end{aligned} \quad (26)$$

La fonction candidate de Lyapunov est considérée comme suit :

$$V_n = V_{n-1} + \frac{1}{g} \xi_n^2(k) + \widehat{W}^2(k) \beta^{-1} \quad (27)$$

notant le fait que $\widehat{W}(k+1) = \widehat{W}(k) - \beta [\|S_j(Z(k))\| \xi_n(k+1) + \sigma \widehat{W}(k)]$

la première différence de (27) entre (22) et (25) est donnée par :

$$\begin{aligned} \Delta V_n &= \Delta V_{i-1} + \frac{1}{g} \xi_n^2(k+1) - \frac{1}{g} \xi_n^2(k) + \widehat{W}^2(k+1) \beta^{-1} - \widehat{W}^2(k) \beta^{-1} \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) - \frac{1}{g} \xi_n^2(k) + \widehat{W}^2(k+1) \beta^{-1} - \widehat{W}^2(k) \beta^{-1} \\ &= (\widehat{W}(k) - \beta [\|S_j(Z(k))\| \xi_n(k+1) + \sigma \widehat{W}(k)])^2 \beta^{-1} \\ &\quad - \frac{1}{g} \xi_1^2(k) - \frac{1}{g} \xi_n^2(k+1) + \widehat{W}^2(k) \beta^{-1} \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) - \frac{1}{g} \xi_n^2(k+1) + \widehat{W}^2(k) \beta^{-1} \\ &\quad - \widehat{W}^2(k) \beta^{-1} + \beta [\|S_j(Z(k))\| \xi_n(k+1) + \sigma \widehat{W}(k)]^2 \\ &\quad - 2\widehat{W}^2(k) [\|S_j(Z(k))\| \xi_n(k) + \sigma \widehat{W}(k)] \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} \xi_n^2(k+1) + \beta [\|S_j(Z(k))\| \xi_n(k+1) + \sigma \widehat{W}(k)]^2 \\ &\quad - 2\widehat{W}(k) [\|S_j(Z(k))\| \xi_n(k+1) + \sigma \widehat{W}(k)] \\ &= -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} \xi_n^2(k+1) - 2\widehat{W}(k) \|S_j(Z(k))\| \xi_n(k+1) \\ &\quad - 2\sigma \widehat{W}(k) \widehat{W}(k) + \beta \|S_j(Z(k))\| \xi_n^2(k+1) \\ &\quad + 2\sigma \beta \widehat{W}(k) \|S_j(Z(k))\|^2 \xi_n(k+1) + \sigma^2 \beta \widehat{W}^2(k) \\ &= -2 \left[\frac{\xi_n(k+1)}{g_i(x(k))} + \frac{W_s(k)\tau}{W_s(k) + \tau} - W \|S_j(Z(k))\| + \theta_j^T S_j(Z(k)) + \varepsilon_j \right] \xi_n(k+1) \\ &\quad - \frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} \xi_n^2(k+1) - 2\sigma \widehat{W}(k) \widehat{W}(k) + \beta \|S_j(Z(k))\|^2 \xi_n^2(k) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& +2\sigma\beta\widehat{W}(k)\|S_j(Z(k))\|\xi_n(k+1) + \sigma^2\beta\widehat{W}^2(k) \\
= & -\frac{1}{\bar{g}}\xi_1^2(k) + \frac{1}{\bar{g}}\xi_n^2(k+1) - 2\frac{\xi_n^2(k+1)}{g_i(x(k))} \\
& -2\frac{W_s(k)\tau_j}{W_s(k) + \tau_j}\xi_n(k+1) + 2W\|S_j(Z(k))\|\xi_n(k+1) \\
& -2\theta_j^{*T}S_j(Z(k))\xi_n(k+1) - 2\varepsilon_j\xi_n(k+1) \\
& -2\sigma\widehat{W}(k)\widehat{W}(k) + \beta\|S_j(Z(k))\|^2\xi_n^2(k) \\
& +2\sigma\beta\widehat{W}(k)\|S_j(Z(k))\|\xi_n(k+1) + \sigma^2\beta\widehat{W}^2(k) \tag{28}
\end{aligned}$$

Notant le fait

$$\begin{aligned}
-2\theta_j^{*T}S_j(Z(k))\xi_n(k+1) & \leq 2\|\theta_j^{*T}\|\|S_j(Z(k))\|\|\xi_n(k+1)\| \\
& \leq 2\varnothing_j\|S_j(Z(k))\|\|\xi_n(k+1)\| \\
& \leq 2W\|S_j(Z(k))\|\|\xi_n(k+1)\| \tag{29}
\end{aligned}$$

Ensuite, nous pouvons obtenir

$$\begin{aligned}
\Delta V_n & \leq -\frac{1}{\bar{g}}\xi_1^2(k) + \frac{1}{\bar{g}}\xi_n^2(k+1) - 2\frac{\xi_n^2(k+1)}{\bar{g}} \\
& +2|\tau_j\xi_n(k+1)| + 4W\|S_j(Z(k))\|\|\xi_n(k+1)\| \\
& -2\varepsilon_j\xi_n(k+1) \\
& -2\sigma\widehat{W}(k)\widehat{W}(k) \\
& +\beta\|S_j(Z(k))\|^2\xi_n^2(k) \\
& +2\sigma\beta\widehat{W}(k)\|S_j(Z(k))\|\xi_n(k+1) \\
& +\sigma^2\beta\widehat{W}^2(k) \tag{30}
\end{aligned}$$

En utilisant les faits qui

$$\begin{aligned}
\|S_j(Z(k))\|^2 & \leq 1, \quad \beta\|S_j(Z(k))\|^2 \leq \beta \\
-2\varepsilon_j\xi_n(k+1) & \leq \frac{\beta}{\bar{g}}\xi_n^2(k+1) + \frac{\bar{g}}{\beta}\varepsilon_j^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
2|\tau_j \xi_n(k+1)| &\leq \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \frac{\bar{g}}{\beta} \tau^2 \\
2\sigma\beta\widehat{W}(k)\|S_j(Z(k))\|\xi_n(k+1) &\leq \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \frac{\bar{g}}{\beta} \sigma^2 \beta^2 \widehat{W}^2(k) \\
&\leq \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \bar{g} \sigma^2 \beta \widehat{W}^2(k) \\
2\widehat{W}(k)\widehat{W}(k) &= \widehat{W}^2(k) + \widehat{W}^2(k) - \widehat{W}^2(k) \\
4W\|S_j(Z(k))\|\xi_n(k+1) &\leq 2\frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + 2\frac{\bar{g}}{\beta} W^2
\end{aligned}$$

Nous pouvons obtenir

$$\begin{aligned}
\Delta V_n &\leq -\frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \frac{1}{g} \xi_n^2(k+1) \\
&\quad + \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \frac{\bar{g}}{\beta} \tau^2 \\
&\quad + 2\frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + 2\frac{\bar{g}}{\beta} W^2 \\
&\quad + \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \frac{\bar{g}}{\beta} \varepsilon_j^2 \\
&\quad - \sigma (\widehat{W}^2(k) + \widehat{W}^2(k) - \widehat{W}^2(k)) \\
&\quad \quad + \beta \xi_n^2(k+1) \\
&\quad + \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \bar{g} \sigma^2 \beta \widehat{W}^2(k) \\
&\quad + \sigma^2 \beta \widehat{W}(k)
\end{aligned} \tag{31}$$

La formule ci-dessus par la fusion d'éléments similaires, nous pouvons obtenir

$$\begin{aligned}
\Delta V_n &\leq -\frac{1}{g} (1 - 5\beta - \bar{g}\beta) \xi_n^2(k) - \frac{1}{g} \xi_1^2(k) \\
&\quad + \sigma W^2(k) + \frac{\bar{g}}{\beta} \tau^2 + 2\frac{\bar{g}}{\beta} W^2 + \frac{\bar{g}}{\beta} \varepsilon_j^2 \\
&\quad - \sigma (1 - \sigma\beta - \sigma\bar{g}\beta) \widehat{W}^2(k)
\end{aligned} \tag{32}$$

Laisser $\bar{\varepsilon} = \max\{\bar{\varepsilon}_j : j \in M\}$ et $\tau = \max\{\tau_j : j \in M\}$ Par conséquent, pour $j = 1, 2, \dots, m$, la première différence de V_n est donné comme :

$$\Delta V_n = -\frac{\rho}{g} \xi_n^2(k) - \frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \mu - \sigma(1 - \sigma\beta - \sigma\bar{g}\beta)\widehat{W}^2(k) \quad (33)$$

Où $\rho = 1 - 5\beta - \bar{g}\beta$ et $\mu = \sigma W^2(k) + \frac{\bar{g}}{\beta} \tau^2 + 2\frac{\bar{g}}{\beta} W^2 + \frac{\bar{g}}{\beta} \bar{\varepsilon}^2$.

Théorème 1:

Considérons les systèmes en boucle fermée (1) satisfaisant les hypothèses 1 à 3 et la condition initiale bornée. Pour les conditions initiales bornées avec $\widehat{W}(k) \geq \mathbf{0}$ il existe les contrôleurs adaptatifs flous (21) et la loi adaptative flou (22), de sorte que tous les signaux des systèmes en boucle fermée restent liés et en choisissant les paramètres de conception de manière appropriée, l'erreur de suivi peut être arbitrairement petite.

Preuve: Construire les fonctions candidates de Lyapunov

$$V(k) = V_n(k) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{g} \xi_i^2(k) + \widehat{W}^2(k)\beta^{-1} \quad (34)$$

La première différence de (34) est donnée par :

$$\begin{aligned} \Delta V &\leq -\frac{1}{g} \xi_i^2(k) - \frac{1}{g} \xi_n^2(k+1) \\ &\quad + \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \frac{\bar{g}}{\beta} \tau^2 \\ &\quad + 2\frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + 2\frac{\bar{g}}{\beta} W^2 \\ &\quad + \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \frac{\bar{g}}{\beta} \varepsilon_j^2 \\ &\quad - \sigma \left(\widehat{W}^2(k) + \widehat{W}^2(k) - \widehat{W}^2(k) \right) \\ &\quad + \beta \xi_n^2(k+1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& + \frac{\beta}{g} \xi_n^2(k+1) + \bar{g} \sigma^2 \beta \widehat{W}^2(k) \\
& + \sigma^2 \beta \widehat{W}(k) \\
\leq & -\frac{1}{g} (1 - 5\beta - \bar{g}\beta) \xi_n^2(k) - \frac{1}{g} \xi_1^2(k) \\
& + \sigma W^2(k) + \frac{\bar{g}}{\beta} \tau^2 + 2 \frac{\bar{g}}{\beta} W^2 + \frac{\bar{g}}{\beta} \varepsilon^2 \\
& - \sigma(1 - \sigma\beta - \sigma\bar{g}\beta) \widehat{W}^2(k) \\
\leq & -\frac{\rho}{g} \xi_n^2(k) - \frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \mu - \sigma(1 - \sigma\beta - \sigma\bar{g}\beta) \widehat{W}^2(k)
\end{aligned}$$

Où $\rho = 1 - 5\beta - \bar{g}\beta$ et $\mu = \sigma W^2(k) + \frac{\bar{g}}{\beta} \tau^2 + 2 \frac{\bar{g}}{\beta} W^2 + \frac{\bar{g}}{\beta} \varepsilon^2$

Si nous choisissons les paramètres de conception tels que $\beta < \frac{1}{5+\bar{g}}$ et $\sigma < \frac{1}{\beta+\bar{g}\beta}$, alors nous pouvons obtenir :

$$\Delta V = -\frac{\rho}{g} \xi_n^2(k) - \frac{1}{g} \xi_1^2(k) + \mu - \sigma(1 - \sigma\beta - \sigma\bar{g}\beta) \widehat{W}^2(k) \quad (35)$$

Une fois que $\xi_1^2(k) > \bar{g}\mu$ il va de soi que $\Delta V \leq 0$.

Ceci complète la preuve.

Remarque 4:

Dans l'analyse ci-dessus, on peut voir que la taille de $\xi_1(k)$ se trouve sur les paramètres de conception β, σ, \bar{g} . Si nous corrigeons \bar{g} , il est clair que l'augmentation β et décroissant σ , pourrait entraîner de petits μ , et ainsi, cela aidera à réduire $\xi_1(k)$. Cela implique que les erreurs de suivi peuvent être réduites arbitrairement en sélectionnant les paramètres de conception de manière appropriée.

III.4 Exemple de simulation :

Considérez les systèmes commutés suivants avec deux sous-systèmes non linéaires.

$$\Sigma_1: \begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k+1) \\ x_2(k+1) = f_1(k) + g_1(k)u_1(k) \end{cases} \quad (36)$$

$$\Sigma_2: \begin{cases} x_1(k+1) = x_2(k) \\ x_2(k+1) = f_2(k) + g_2(k)u_2(k) \end{cases} \quad (37)$$

$$\text{Où } x(k) = [x_1(k), x_2(k)]^T \in \mathbb{R}^2, \quad x(0) = [0.1, 0.3]^T,$$

$V: [0, +\infty) \rightarrow M = \{1, 2\}$, (le nombre de sous-systèmes),

$$f_1(k) = \frac{x_1(k)}{1.5 + x_1(k)^2 + x_2(k)^2} + 0.03 \cos(0.001k), \quad g_1(k) = 0.3,$$

$$u_1(k) = \frac{W_s(k)^2}{W_s(k) + \tau_1}, \quad \tau_1 = 0.01$$

$$f_2(k) = \frac{x_1(k)x_2(k)(x_1(k) + 0.5)}{1 + x_1(k)^4 + x_2(k)^4} + 0.01 \cos(0.001k), \quad g_2(k) = 1,$$

$$u_2(k) = \frac{W_s(k)^2}{W_s(k) + \tau_2}, \quad \tau_2 = 0.02$$

$$W_s(k) = \widehat{W}(k) \|S_j(Z(k))\|, \quad \sigma = 0.02, \quad \beta = 0.95$$

Le signal de référence est donné comme :

$$y_d(k) = 0.3 \sin\left(\frac{k\pi}{20}\right) + 0.3 \cos\left(\frac{k\pi}{20}\right)$$

Pour plus de commodité, nous choisissons les fonctions d'appartenance floue pour les fonctions inconnues comme suit:

$$\begin{aligned} \mu_{F_i^1} &= \exp\left(\frac{-(x_j(k) + 1.5)^2}{2}\right) & \mu_{F_i^4} &= \exp\left(\frac{-(x_j(k) + 0.5)^2}{2}\right) \\ \mu_{F_i^2} &= \exp\left(\frac{-(x_j(k) + 1)^2}{2}\right) & \mu_{F_i^5} &= \exp\left(\frac{-(x_j(k) - 1)^2}{2}\right) \\ \mu_{F_i^3} &= \exp\left(\frac{-(x_j(k) - 1.5)^2}{2}\right) & \mu_{F_i^6} &= \exp\left(\frac{-(x_j(k) - 0.5)^2}{2}\right) \end{aligned}$$

Où $x_j = [x_1(k), x_2(k), y_d(k+2)]^T$, $j = 1, 2$.

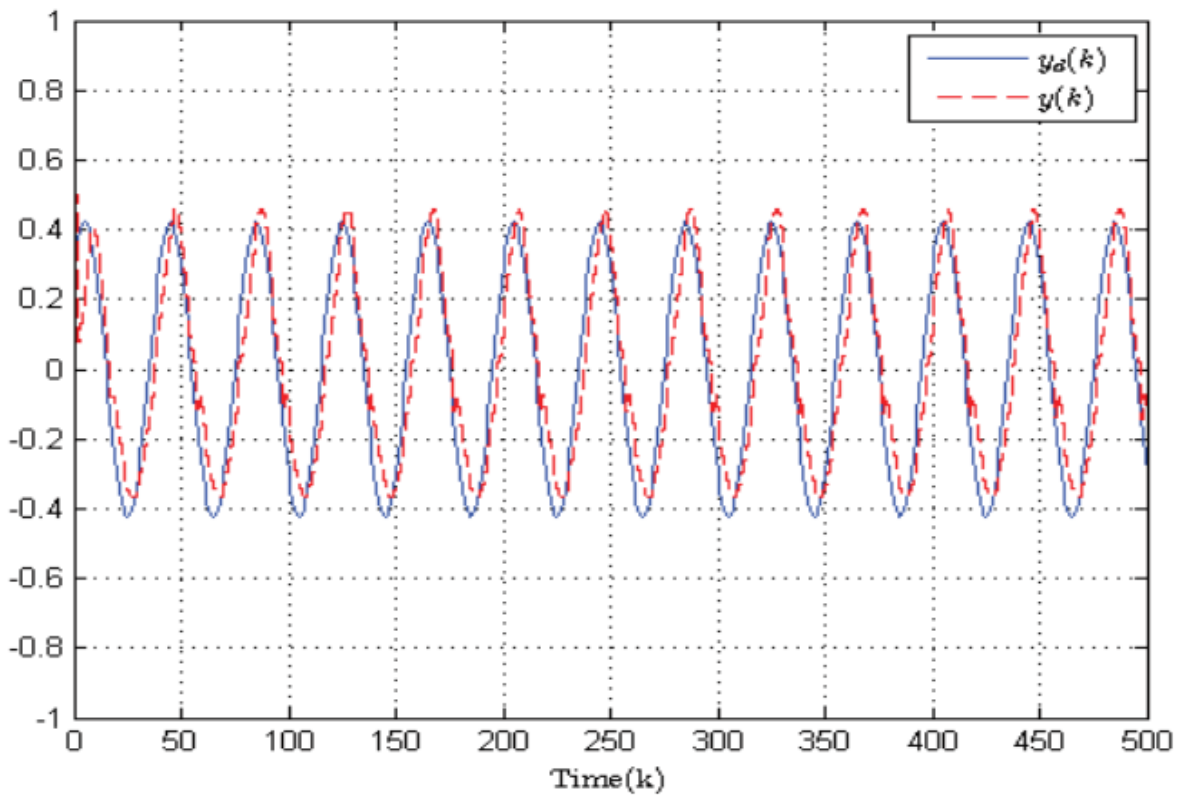


Figure (III.1) Sortie $y(k)$ et signal de référence $y_d(k)$

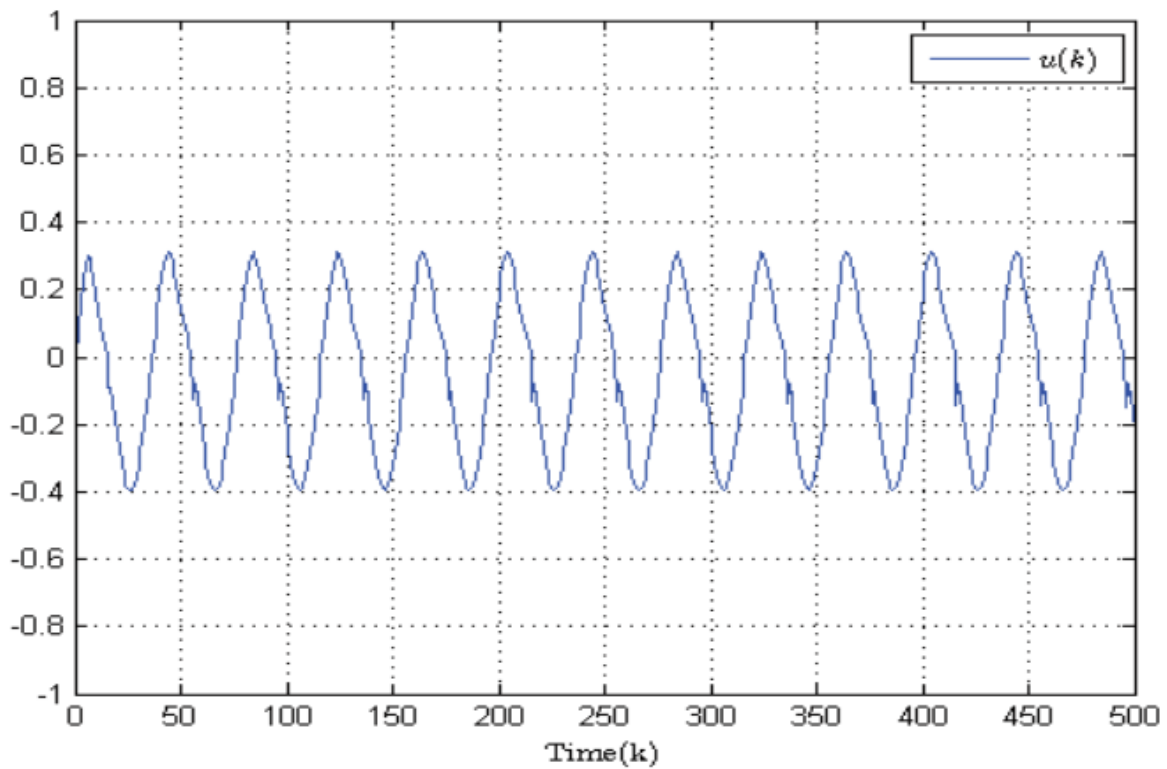


Figure (III.2) Entrée de contrôle

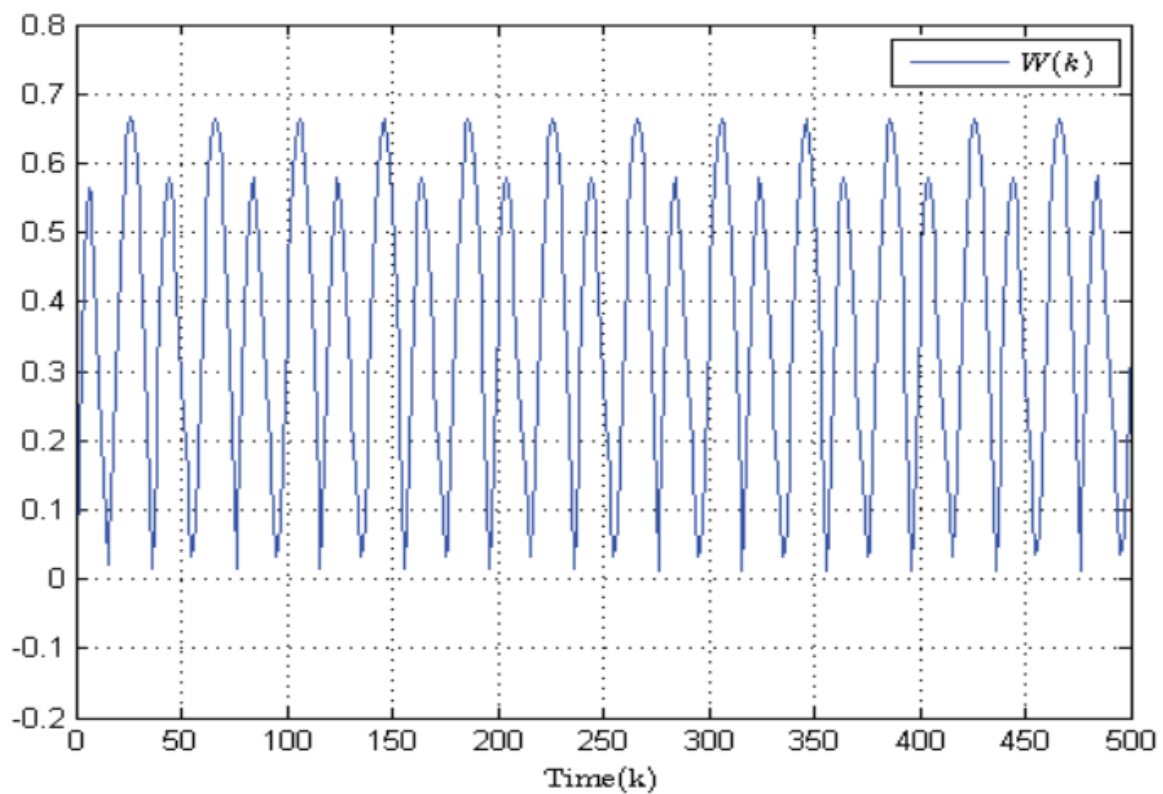


Figure (III.3) La loi adaptative

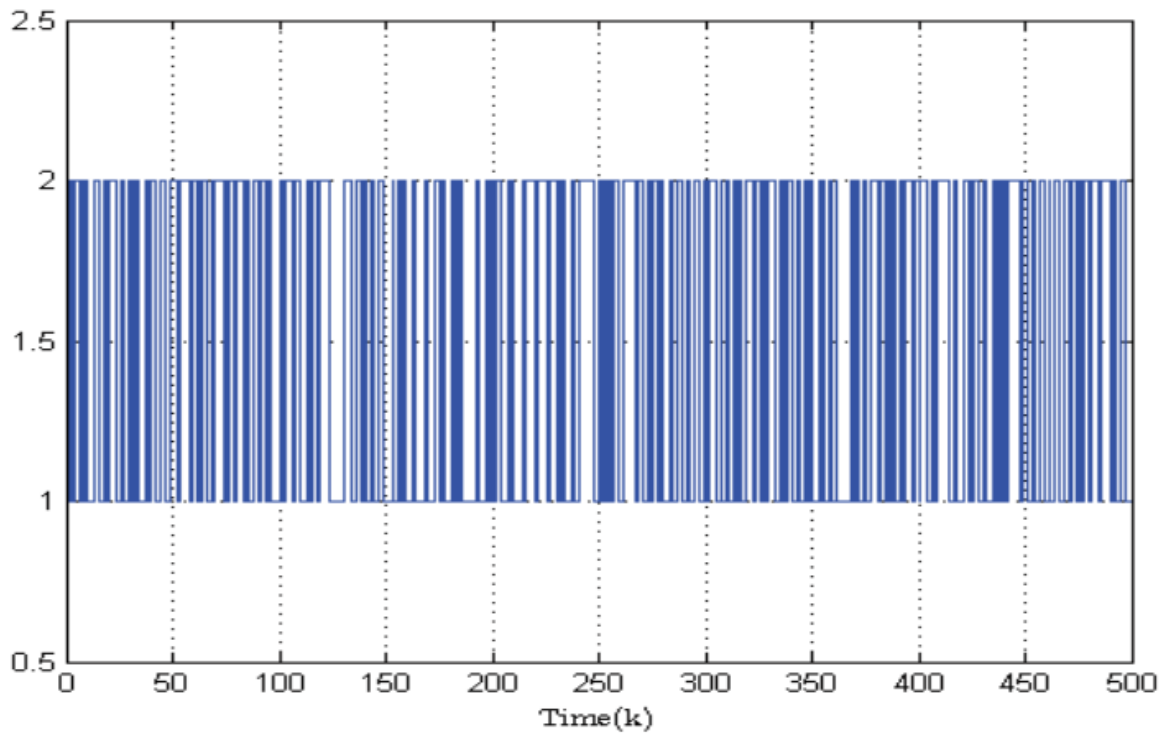


Figure (III.4) Signal de commutation v

Les résultats de la simulation sont obtenus sur les Figure(III.4), obtenus en appliquant les contrôleurs de contrôle $\mathbf{u}_1(\mathbf{k}) = \frac{w_s(\mathbf{k})^2}{w_s(\mathbf{k})+\tau_1}$ et $\mathbf{u}_2(\mathbf{k}) = \frac{w_s(\mathbf{k})^2}{w_s(\mathbf{k})+\tau_2}$ pour les systèmes (36) - (37). La Figure(III.1) illustre les trajectoires de suivi du système et peut permettre d'obtenir de bonnes performances de suivi. Forme Figure(III.2), cela implique les trajectoires du signal de commande $\mathbf{u}(\mathbf{k}) = \mathbf{u}_j(\mathbf{k})$ ($j = 1$ ou 2 sous-système actif à j instant \mathbf{k}), est délimité. Sur Figure(III.4), la trajectoire \mathbf{f} du paramètre d'adaptation $\widehat{\mathbf{W}}(\mathbf{k})$. Le signal de commutation des sous-systèmes est donné à la Figure(III.4). Nous concluons donc que les résultats de la simulation illustrent bien la théorie présentée dans cet mémoire.

III.5 Conclusion

Cet chapitre a examiné le problème du contrôle de suivi flou adaptatif pour une classe de systèmes à temps discret non linéaire à commutation incertaine à commutation arbitraire. Le théorème du contrôle adaptatif a été étendu à une classe de systèmes non linéaires incertains commutés en temps discret. Par rapport à certains résultats existants, les principales contributions sont le fait qu'une approche de contrôle adaptatif du flou pour une classe de systèmes à commutation de temps discret avec des fonctions inconnues a été définie en utilisant une fonction de Lyapunov commune pour tous les sous-systèmes et que le contrôleur flou adaptatif proposé reste disponible délimité. En outre, la charge de calcul a été réduite par l'estimation des paramètres de la limite supérieure.

Conclusion Générale

Les travaux présentés dans ce mémoire ont pour objectif principal le développement de structures de commande adaptatives floues stables et robustes, pour une classe de systèmes non linéaires non affines incertains SISO.

Dans un premier temps, nous rappelons les principes de la commande floue avec Les différentes étapes de la conception du contrôleur flou. Ensuite, nous présentons les structures de la commande floue adaptative.

Une approche floue est utilisée pour la commande d'un système non linéaire SISO 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 un second temps, il s'agit de développer une approche adaptative directe floue pour la commande d'une classe de systèmes non linéaires discrets dont un système flou est utilisé pour construire ce contrôleur. La méthode de descente du gradient est utilisée pour obtenir les lois d'adaptation des paramètres.

La simulation, sous l'environnement Matlab, de deux systèmes non linéaires SISO, a permis de mettre en évidence les avantages des deux approches développées. Les résultats obtenus dans le cas des systèmes non linéaires SISO, nous encouragent à étendre les approches développées pour le cas des systèmes non linéaires multivariables (MIMO), ainsi que l'ajout d'un terme de commande robuste via la technique de la commande par mode glissant pour avoir une commande robuste.

Bibliographie

- [1] Kosko B., "Fuzzy Systems as Universal Approximator", *Proc. of the IEEE Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 1153-1162, San Diego, USA, 1992.
- [2] Wang L.X., "Adaptive Fuzzy Systems and Control", *Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall*, 1994.
- [3] Zadeh, L. Fuzzy sets. *Information and Control*, vol. 8 no. 3, pp. 338-353, 1965.
- [4] Mamdani E.H., "Application of Fuzzy Algorithms for Control of a simple Dynamic Plant", *Proc. of the IEE Control and Science*, vol. 121, no. 12, pp. 1585-1588, 1974.
- [5] Mamdani E.H. and Assilian S., "An experiment in Linguistic Synthesis with a fuzzy logic Controller", *Int. Journal of Man-Machines Studies*, 7, pp. 1-13, 1975.
- [6] Mamdani E.H., "Advances in the Linguistic of Fuzzy Controllers", *Int. Journal of Man- Machines Studies*, 8, pp. 669-678, 1975.
- [7] Yin T.K., Lee C.S.G., "Fuzzy Model-Reference Adaptive Control", *IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 25, no. 12, pp. 1606-1615, December 1995.
- [8] Takagi T., Sugeno M., "Derivation of Fuzzy Control Rules From Humain Operator's Control Actions", *Proc. of the IFAC Symposium on Fuzzy Information*, pp. 55-60, Merseille, France, 1983.
- [9] Takagi T. and Sugeno M. "Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control", *IEEE Trans. on Syst. Man and Cybernetics*, vol. 15, pp. 116-132, 1985.
- [10] Jin L., Nikiforuk P.N. and Gupta M.M., "Fast Neural Learning and Control of Discrete- Time Nonlinear Systems", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 25, no. 3, March 1995.
- [11] Ma X.J., Sun Z.Q. et He Y.Y., "Analysis and Design of Fuzzy Controller and Fuzzy Observer", *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, Vol. 6, No. 1, pp. 41-51, February 1998.
- [12] K.M. Passino and S. Yurkovich, *Fuzzy Control*. Addison-Wesley Longman Inc., 1998.
- [13] Wang L.X., "Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear Systems", *IEEE, Trans. On Fuzzy Systems*, vol. 1, no. 2, pp. 146-155, May 1993.
- [14] J.R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Trans Syst Man, Cybern.* vol. 23, no. 3, pp. 665-685, 1993.
- [15] H. Buhler, *Le réglage par logique floue*. *Polytechniques Rommandes*, 1994.

- [16] J.S.R. Jang and C.T. Sun, “Neuro-Fuzzy modeling and control,” *Proc. IEEE*, vol. 83, no. 3, pp. 378-406, Mar. 1995.
- [17] S. Labiod, “Commande adaptative par systèmes flous: application aux robots manipulateurs, Thèse de Magister, ENP, 1998.
- [18] J. M. Mendel, “Fuzzy systems for engineering: A tutorial”, *Proc. IEEE*, vol. 83, no. 3, pp. 347-377, Mar 1995.
- [19] Krstic M., Kanellakopoulos I. and Kokotovic P., “Nonlinear and Adaptive Control Design”, *John Wiley and Sons Inc.*, 1995.
- [20] M.Bodson et S.Sastry, *Adaptive Control: Stability, Convergence, and Robustness*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-hall, 1989.
- [21] V. V. Chalem, “ Adaptive Control Systems: Techniques and Applications “, Marcel Dekker, 1987.
- [22] Astrom, Bjorn, J. Karl, Wittenmark, “Adaptive Control “, Dover Publications, 2008.
- [23] J. Böhm, J. Fessl, Jan Machacek et V. Bobal, “ Digital Self-Tuning Controllers “, Springer, 2005.
- [24] L. Reznik, “Fuzzy Controllers “, Newnes, 1997.
- [25] R. Boukezzoula, “ Commande Floue d’une Classe de Systèmes Non Linéaires : Application au problème de Suivi de Trajectoire “, Thèse Doctorat, Université de Savoie, 2005.
- [26] L.X.Wang. *Adaptive fuzzy systems and control-design and stability analysis*, New jersey: Prentice Hall, 1994.
- [27] 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.
- [28] J. P. Yu, P. Shi, W. J. Dong, B. Chen, C. Lin, Neural network-based adaptive dynamic surface control for permanent magnet synchronous motors, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 26 (3) (2015) 640-645.
- [29] R. X. Cui, Y. Li, W. S. Yan, Mutual Information-Based Multi-AUV Path Planning for Scalar Field Sampling Using Multidimensional RRT, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 46 (7) (2016) 993-1004.
- [30] W. He, Y. H. Chen, Z. Yin, Adaptive neural network control of an uncertain robot with full-state constraints, *IEEE Transactions on Cybernetics* 46 (3) (2016) 620-629.

- [31] S. S. Ge, C. G. Yang, T. H. Lee, Adaptive predictive control using neural network for a class of pure-feedback systems in discrete time, *IEEE Transactions on Neural Networks* 19 (9) (2008) 1599-1614.
- [32] M. Chen P. Shi, C. C. Lim, Adaptive neural fault-tolerant control of a 3-DOF model helicopter system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: System*, 46 (2) (2016) 260-270.
- [33] W. S. Chen, Adaptive NN control for discrete-time pure-feedback systems with unknown control direction under amplitude and rate actuator constraints, *ISA Transactions* 48 (3) (2009) 304-311.
- [34] Y. J. Liu, L. Tang, S. C. Tong, C. L. P. Cheng, Adaptive NN controller design for a class of nonlinear MIMO discrete-time systems, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 26 (5) (2015) 1007-1018.
- [35] G. X. Wen, C. L. P. Chen, Y. J. Liu, Z. Liu, Neural-network-based adaptive leader-following consensus control for second-order nonlinear multi-agent systems, *IET Control Theory and Applications*, 9 (13) (2015) 1927-1934.
- [36] S. S. Ge, C. G. Yang, T. H. Lee, Adaptive robust control of a class of nonlinear strict-feedback discrete-time systems with unknown control directions, *Systems & Control Letters* 57 (2008) 888-895.
- [37] W. He, W. L. Ge, Y. C. Li, Y. J. Liu, C. G. Yang, C. Y. Sun, Model identification and control design for a humanoid robot, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* (2016) DOI: 10.1109/TSMC.2016.2557227.
- [38] Y. Gao, Y. J. Liu, Adaptive fuzzy optimal control using direct heuristic dynamic programming for chaotic discrete-time system, *Journal of Vibration and Control* 22 (2) (2016) 595-603.
- [39] A. Boulkroune, M. Tadjine, M. M'Saad, M. farza, Fuzzy adaptive controller for MIMO nonlinear systems with known and unknown control direction, *Fuzzy Sets and Systems* 161 (6) (2010) 789-820.
- [40] A. Boulkroune, M. M'saad On the design of observer-based fuzzy adaptive controller for nonlinear systems with unknown control gain sign, *Fuzzy Sets and Systems* 201 (2012) 71-85.
- [41] F. Wang, Z. Liu, Y. Zhang, C. L. Chen, Adaptive quantized controller design via backstepping and stochastic small-gain approach, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems* 24 (2) (2015) 330-343.
- [42] W. He, S. X. Nie, T. T. Meng, Y. J. Liu, Modeling and vibration control for a moving beam with application in a drilling riser, *IEEE Transactions on Control Systems Technology* (2016) DOI: 10.1109/TCST.2016.2577001.
- [43] Z. Liu, G. Lai, Y. Zhang, C. L. Chen, Adaptive fuzzy tracking control of nonlinear time-delay systems with dead-zone output mechanism based on a novel smooth model, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 23 (6) (2015) 1998-2011.
- [44] Y. J. Liu , S. C. Tong, Adaptive fuzzy control for a class of unknown nonlinear dynamical systems, *Fuzzy Sets and Systems* 263 (2015) 49-70.

- [45] Z. Liu, F. Wang, Y. Zhang, C. L. Chen, Fuzzy adaptive quantized control for a class of stochastic nonlinear uncertain systems, *IEEE Trans. on Cybernetics* 46 (2) (2016) 524-534.
- [46] F. Wang, Z. Liu, Y. Zhang, C. L. Chen, Adaptive fuzzy control for a class of stochastic pure-feedback nonlinear systems with unknown hysteresis, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems* 24 (1) (2016) 149-152.
- [47] B. Chen, C. Lin, X. P. Liu, K. Liu, Observer-based adaptive fuzzy control for a class of nonlinear delayed systems, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 46 (1) (2016) 27-36.
- [48] A. Boulkroune, M. Tadjine, M. M'Saad, M. Farza, Design of a unified adaptive fuzzy observer for uncertain nonlinear systems, *Information Sciences* 265 (2014) 139-153.
- [49] Z. J. Li, C. Q. Xu, Adaptive fuzzy logic control of dynamic balances and motion for wheeled inverted pendulums, *Fuzzy Sets and Systems* 160 (12) (2009) 1787-1803.
- [50] N. H. El-Farra, P. Mhaskar, P. D. Christofieds, Output feedback control of switched nonlinear systems using multiple Lyapunov functions, *Systems & Control Letters* 54 (2005) 1163-1182.
- [51] S. C. Tong, L. L. Zhang, Y. M. Li, Observer-based adaptive fuzzy decentralized tracking control for switched uncertain nonlinear large-scale systems with dead zones, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 46 (1) (2016) 37-47.
- [52] B. Niu, J. Zhao, Barrier Lyapunov functions for the output tracking control of constrained nonlinear switched systems, *Systems & Control Letters* 62 (2013) 963-971.
- [53] R. C. Ma, J. Zhao, Backstepping design for global stabilization of switched nonlinear systems in lower triangular form under arbitrary switching, *Automatica* 46 (2010) 1819-1823.
- [54] B. Niu, Z. R. Xiang, State-constrained robust stabilization for a class of high-order switched non-linear systems, *IET Control Theory & Applications* 9 (12) (2015) 1-8.
- [55] L. J. Long, J. Zhao, Adaptive output-feedback neural control of switched uncertain nonlinear systems with average dwell time, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 26 (2015) 1350-1362.
- [56] B. Niu, J. Zhao, Tracking control for output-constrained nonlinear switched systems with a barrier Lyapunov function, *International Journal of Systems Science* 44 (5) (2013) 978-985.

- [57] T. T. Han, S. S. Ge, T. T. Lee, Adaptive neural control for a class of switched nonlinear systems, *Systems and Control Letters* 58 (2009) 109-118.
- [58] X. D. Zhang, X. L. Zheng, B. Niu, L. Liu, Adaptive tracking control for a class of uncertain switched nonlinear systems, *Automatica* 52 (2015) 185-191.
- [59] L. J. Long, J. Zhao, Adaptive fuzzy tracking control of switched uncertain nonlinear systems with unstable subsystems, *Fuzzy set and Systems* 276 (2015) 49-67.
- [60] B. Niu, J. Zhao, Robust H^∞ control for a class of switched nonlinear cascade systems via multiple Lyapunov functions approach, *Applied Mathematics and Computation* 218 (2012) 6330-6339.
- [61] L. X. Zhang, P. Shi, Stability, l_2 -Gain and asynchronous H^∞ control of discrete-time switched with average dwell time, *IEEE Transactions on Automatic Control* 54 (9) (2009) 2193-2200.
- [62] L. X. Zhang, E. K. Boukas, P. Shi, Exponential H^∞ filtering for uncertain discrete-time switched linear systems with average dwell time: A μ -dependent approach, *International Journal of Robust and nonlinear control* 18 (2008) 1188-1270.
- [63] H. G. Zhang, C. B. Qin, Y. H. Luo, Neural-Network-Based constrained optimal control scheme for discrete-time switched nonlinear system using dual heuristic programming, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* 11 (3) (2014) 839-849.
- [64] L. G. Wu, H. J. Gao, S. Yin, Sliding mode control of switched stochastic hybrid systems, *Recent advances in sliding modes: from control to intelligent mechatronics*, Springer International Publishing, 2015: 217-237.
- [65] A. Boulkroune, M. M'Saad, M. Tadjine, M. Farza, Adaptive fuzzy control for MIMO nonlinear systems with unknown dead-zone, In *Intelligent Systems 2008. IS'08. 4th International IEEE*. 1 (2008) 4-50.
- [66] Y. J. Liu and S. C. Tong, Barrier Lyapunov functions for Nussbaum gain adaptive control of full state constrained nonlinear systems, *Automatica*, DOI: 10.1016/j.automatica.2016.10.011, 2016.
- [67] C. L. P. Chen, G. X. Wen, Y. J. Liu, and Z. Liu, Observer-based adaptive backstepping consensus tracking control for high-order nonlinear semi-strict-feedback multiagent systems, *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 46, no. 7, pp. 1591–1601, July 2016.
- [68] J. Fu, T. Chai, C. Y. Su, Y. Jin, Motion/force tracking control of nonholonomic mechanical systems via combining cascaded design and backstepping, *Automatica*, 49(12) (2013), 3682-3686.

- [69] Y. J. Liu and S. C. Tong, Optimal control-based adaptive NN design for a class of nonlinear discrete-time block-triangular systems, *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 46, no. 11, pp. 2670-2680, 2016.
- [70] “Contribution à la commande adaptative floue pour les systèmes non linéaires discrets incertains”, THÈSE Doctorat UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS, Dr BOUKHALFA Abdelouaheb, 2019.
- [71] J. Wu, W. S. Chen, J. Li, Fuzzy-approximation-based global adaptive control for uncertain strict-feedback systems with a priori known tracking accuracy, *Fuzzy Sets and Systems* 273 (2015) 1-25.
- [72] F. Wang, Z. Liu, G. Y. Lai, Fuzzy adaptive control of nonlinear uncertain plants with unknown dead zone output, *Fuzzy Sets and Systems* 263 (2015) 27-48.
- [73] Y. J. Liu, J. Li, S. C. Tong, C. L. P. Chen, Neural network control-based adaptive learning design for nonlinear systems with full state constraints, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 27 (7) (2016) 1562-1571.
- [74] Y. J. Liu, L. Tang, S. C. Tong, C. L. P. Chen, D. J. Li, Reinforcement learning design-based adaptive tracking control with less learning parameters for nonlinear discrete-time MIMO systems, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 26 (1) (2015) 165-176.
- [75] Y. J. Liu, C. L. P. Chen, G. X. Wen, S. C. Tong, Adaptive neural output feedback tracking control for a class of uncertain discrete-time nonlinear systems, *IEEE Transactions on Neural Networks* 22 (7) (2011) 1162-1167.
- [76] A. Boulkroune, A. Bouzeriba, S. Hamel, T. Bouden, Adaptive fuzzy control-based projective synchronization of uncertain nonaffine chaotic systems, *Complexity* 21 (2) (2015) 180-192.
- [77] W. S. Chen, Z. Zhang, Globally stable adaptive backstepping fuzzy control for output-feedback systems with unknown high-frequency gain sign, *Fuzzy Sets and Systems* 161 (6) (2010) 821-836.
- [78] W. S. Chen, L. C. Jiao, R. H. Li, J. Li, Adaptive backstepping fuzzy control for nonlinearly parameterized systems with periodic disturbances, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 18 (4) (2010) 674-685.
- [79] G. Y. Lai, Z. Liu, Y. Zhang, C. L. P. Chen, S. L. Xie, Y. J. Liu, Fuzzy adaptive inverse compensation method to tracking control of uncertain nonlinear systems with generalized actuator dead zone, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* (2016) DOI: 10.1109/TFUZZ.2016.2554152.
- [80] B. Chen, X. P. Liu, K. F. Liu, C. Lin, Direct adaptive fuzzy control of nonlinear strict-feedback systems, *Automatica* 45 (2009) 1530-1535.

- [81] A. Boulkroune, H. Chekireb, M. Tadjine, S. Bouatmane, Observer-based adaptive feedback controller of a class of chaotic systems, *International Journal of Bifurcation and Chaos* 16 (11) (2006) 3411-3419.
- [82] B. Chen, X. P. Liu, S. C. Tong, Adaptive fuzzy output tracking control of MIMO nonlinear uncertain systems, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 15 (2) (2007) 287-300.
- [83] Y. J. Liu, Y. Gao, S. C. Tong, Y. M. Li, Fuzzy approximation-based adaptive backstepping optimal control for a class of nonlinear discrete-time systems with dead-zone, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 24 (1) (2016) 16-28.
- [84] Z. D. Yuan, S. H. Hou, Indirect adaptive fuzzy control of discrete-time nonlinear systems, In *Intelligent Control and Automation, 2000. Proceedings of the 3rd World Congress on. IEEE* 3 (2000) 1770-1774).
- [85] M. Wang, B. Chen, B. X. Liu, P. Shi, Adaptive fuzzy tracking control for a class of perturbed strict-feedback nonlinear time-delay systems, *Fuzzy Sets and Systems* 159 (8) (2008) 949-967.
- [86] B. Xu, F. C. Sun, Y. P. Pan, B. D. Chen, Disturbance observer based composite learning fuzzy control of nonlinear systems with unknown dead zone, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Systems* (2016) DOI:10.11109/TSMC.2016.2562502.
- [87] M. Wang, B. Chen, P. Shi, Adaptive neural control for a class of perturbed strict-feedback nonlinear time-delay systems, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics* 38 (3) (2008) 721-730.
- [88] J. P. Yu, P. Shi, W. J. Dong B. Chen, C. Lin, Approximation-based discrete-time adaptive position tracking control for interior permanent magnet synchronous motors, *IEEE Transactions on Cybernetics* 45 (7) (2015) 1363-1371.
- [89] Y. J. Liu, S. C. Tong, Adaptive fuzzy control for a class of nonlinear discrete-time systems with backlash, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 22 (5) (2014) 1359-1365.
- [90] B. Xu, Disturbance observer based dynamic surface control of transport aircraft with continuous heavy cargo airdrop, *IEEE Transactions on Systems, Man , and Cybernetics: Systems* (2016) DOI: 10.1109/TSMC.2016.2558098.
- [91] Z. J. Li, X. Q. Cao, N. Ding, Adaptive fuzzy control for synchronization of nonlinear teleoperators with stochastic time-varying communication delays, *IEE Trans. Fuzzy Syst.* 19 (4) (2011) 745-757.
- [92] B. Chen, X. P. Liu, S. S. Ge, C. Lin, Adaptive fuzzy control of a class of nonlinear systems, *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 20 (6) (2012) 1012-1021.

- [93] Y. J. Liu, S. C. Tong, Barrier Lyapunov Functions-based adaptive control for a class of nonlinear pure-feedback systems with full state constraints, *Automatica* 64 (2016) 70-75.
- [94] S. C. Tong, C. L. Liu, Y. M. Li, Robust adaptive fuzzy filters output feedback control of strict -feedback nonlinear systems, *Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.* 20 (4) (2010) 637-653.
- [95] S. S. Ge, G. Y. Li, T. H. Lee, Adaptive NN control for a class of strict-feedback discrete-time nonlinear systems, *Automatica* 39 (2003) 807-819.
- [96] W. He Y. T. Dong, C.Y. Sun, Adaptive neural impedance control of a robotic manipulator with input saturation, *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics: Systems* 46 (3) (2016) 334-344.
- [97] S. S. Ge, T. H. Lee, G. Y. Li, J. Zhang, Adaptive NN control for a class of discrete-time non-linear systems, *Int. J. Control* 79 (4) (2003) 334-354.

**MEMOIRE DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DU
DIPLOME
DE MASTER EN GENIE ELECTRONIQUE
SPECIALITE: INSTRUMENTATION**

Proposé et dirigé par : Mr. Bellouti Adel

Mr. BOUKHALFA Abdelouaheb

Présenté par : Hamza Mokrane, Belkacem Dechoucha

Thème :

**« Commande adaptative floue en poursuite pour
une classe de systèmes non linéaires »**

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 utilisés 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 Non Linéaires SISO et MIMO, Commande Adaptative Floue, Fonction de Lyapunov, Stabilité.