

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



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

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

SPECIALITE: AUTOMATIQUE

THEME

**Conception de contrôleur adaptatif flou des systèmes non linéaires
avec signe inconnu de la commande**

Proposé et dirigé par :

- BOUKHALFA Abdelouaheb

Présenté par :

- RAHMOUNE Mohamed

Année Universitaire : 2012 / 2013

N° d'ordre : 018

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

*A mon cher **Père**.*

*A ma très chère **Mère**.*

A mes frères et sœurs.

A toute ma famille.

A tous mes collègues de la promotion 2012/2013.

A tous mes amis.

Remerciements

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

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

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

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

Enfin, Je remercie tous mes amis.

Table des matières

Table des matières

Introduction générale	1
-----------------------------	---

Chapitre I

Commande adaptative floue

I.1 Introduction	3
I.2 Concepts de base de la logique floue	3
I.2.1 Les ensembles flous	4
I.2.2 Variable linguistique	5
I.2.3 Fonctions d'appartenance.....	6
I.2.4 Opérations sur les ensembles flous	8
I.2.5 Les règles floues.....	9
I.2.6 les systèmes flous	9
I.2.6.1 Différents types des systèmes flous	10
I.2.6.2 Modèles flous linguistiques.....	10
I.2.6.3 Modèles flous de Takagi-Sugeno-Kang (TSK)	10
I.2.7 Structure d'un système flou.....	11
I.2.7.1 Interface de fuzzification.....	11
I.2.7.2 Interface d'inférence floue	12
I.2.7.3 Interface de défuzzification.....	12
I.2.8 Approximation floue	12
I.3 Commande adaptative floue.....	13
I.3.1 Commande adaptative floue directe et indirecte.....	14
I.3.1.1 Commande adaptative floue directe.....	13

I.3.1.2 Commande adaptative floue indirecte.....	14
I.3.2 Stabilité des schémas de commande floue	14
I.3.2.1 Méthode de Lyapunov.....	15
I.3.2.1.1 Méthode directe de Lyapunov.....	15
I.3.2.1.2 Méthode indirecte de Lyapunov.....	15
I.4 Conclusion.....	16

Chapitre II

Commande adaptative floue des systèmes non linéaires non affines SISO avec signe de commande inconnu

II.1 Introduction	17
II.2 Position du problème	17
II.3 Conception de la commande	21
II.4 Analyse de la stabilité	22
II.5 Résultats de simulation	24
II.6 Conclusion	27

Chapitre III

Commande adaptative floue des systèmes non linéaires multivariables

III.1 Introduction	28
III.2 Position du problème	28
III.3 Conception de contrôleur adaptatif floue	30
III.4 Analyse de la stabilité.....	35
III.5 Résultats de simulation.....	36
III.6 Conclusion	39
Conclusion générale.....	40
Bibliographie.....	42

Introduction générale

Introduction générale

Les techniques de commande classique consistent dans un premier temps à construire un modèle mathématique à base d'équations différentielles ou récurrentes du système à piloter. A partir de ce modèle, une commande est déterminée (P.I.D, commande par retour d'état,...) afin d'amener ce système dans les états désirés, tout en respectant des critères de performance. En effet l'obtention d'un modèle mathématique à la fois précis, pertinent et simple à exploiter, est parfois difficile et complexe. Plusieurs commandes sont apparues pour vaincre ce problème, on cite la commande adaptative floue [1].

La logique floue est conçue au milieu des années soixante à l'université de Berkeley en Californie par le professeur iranien Lotfi A. Zadeh . La première application de la logique floue en commande des processus est due à E. H. Mamdani et A. Assilian en 1974. La technique de commande floue est souvent présentée comme une technique robuste capable de compenser quasi naturellement les incertitudes et/ou le manque de connaissances précises quant au processus à commander. Dans la majorité des applications des contrôleurs flous, ce dernier est construit à partir de connaissances linguistiques fournies par un expert. Cependant, il est parfois difficile de construire la base des règles de commande pour certains systèmes, ou le besoin peut imposer l'ajustement des paramètres du contrôleur, dans le cas de systèmes à dynamiques variables par exemple. Pour surmonter ce problème et permettre aux contrôleurs flous une acquisition automatique de connaissances à partir de données numériques, les chercheurs ont introduit les techniques de commande adaptatives [2] Dans ces techniques, la propriété d'approximation universelle des systèmes flous [2, 3] est exploitée, et la stabilité et la robustesse de la structure de commande sont étudiées par l'approche de Lyapunov.

Ce mémoire est structuré en trois chapitres. Le premier chapitre est consacré à l'étude de la logique floue, une logique qui permet de traiter mathématiquement des données incertaines et généralité sur la commande adaptative floue et l'analyse du stabilité.

Le deuxième chapitre présente un schéma de commande adaptative floue pour une classe des systèmes SISO non linéaires non affins inconnus, où le signe de gain de commande

est inconnu. Pour résoudre le problème de la non connaissance du signe, la technique de Nussbaum est utilisée.

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

Toutes les techniques de commande floues proposées dans ce mémoire assurent la stabilité et la robustesse des structures de commande par rapport aux erreurs d'approximations et aux perturbations. De plus, pour chaque technique proposée un exemple de simulation est donné pour montrer et mettre en évidence ses performances.

Chapitre I

Commande adaptative floue

Chapitre I

Commande adaptative floue

I.1 Introduction :

La dernière décennie a connu un boom dans l'utilisation de la logique floue pour la résolution de divers problèmes dans tous les domaines. De ce fait, il paraît très légitime de se demander sur les secrets de cette réussite. La réponse se trouve dans la nature elle-même des choses. La vie fonctionne selon des lois et des règles et il est donc normal d'utiliser des règles pour contrôler ce fonctionnement et veiller à sa stabilité.

En effet, un système flou est à base de règles. Ces dernières souvent détenues par des experts, ne sont généralement pas sous forme numérique, mais de sémantique dont le degré de vérité reste assez flou et difficile à intégrer dans les modèles mathématiques.

Le but principal de ce chapitre est de donner un bref aperçu sur la théorie des ensembles flous et les systèmes flous ainsi que la commande adaptative floue

I.2 Concepts de base de la logique floue :

La plupart des systèmes non linéaires sont modélisables sous des hypothèses parfois très restrictives. Ces hypothèses, rendent difficiles la mise en œuvre des schémas de commande résultants et leur application. Il est donc nécessaire de prendre en compte toutes les informations imprécises et incertaines relatives au système. La théorie des sous-ensembles flous développée par Lotfi A. Zadeh en 1965, a permis de traiter les imprécisions et les incertitudes. De nombreuses applications sont alors développées dans divers domaines, là où aucun modèle déterministe n'existe ou n'est possible d'obtenir. [4]

L'avantage d'un système flou est que seules les connaissances du comportement du procédé à commander sont suffisantes pour la synthèse de la loi de commande, et ils soulèvent un large intérêt, tant théorique que pratique, dans l'identification est la commande des processus complexes et non linéaires. Cela est dû essentiellement à trois traits principaux :

- * Le premier est que les systèmes flous permettent une simple inclusion d'informations qualitatives dans la conception du contrôleur.
- * Le second est que les systèmes flous n'exigent pas l'existence d'un modèle analytique du processus à contrôler, et peu d'information est suffisant pour mettre en œuvre la boucle de commande.
- * Le troisième est que les systèmes flous sont des systèmes non linéaires et de ce fait plus adaptés à la commande des processus non linéaires.

I.2.1 les ensembles flous :[5]

La logique floue peut être vue comme une extension de la logique booléenne. De plus, elle permet de traiter des variables linguistiques dont les valeurs sont des mots ou expressions du langage naturel.

a) Ensemble classique :

Un ensemble, est une collection d'objets. La description d'un ensemble net A sur un référentiel X (dit aussi univers de discours) consiste en un énoncé des éléments qui appartiennent à cet ensemble, chaque élément x de X appartient à 100% à A , ou n'appartient pas à 100% à A . Ceci peut être mieux décrit par une fonction caractéristique donnée par :

$$\mu_A(u) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (\text{I.1})$$

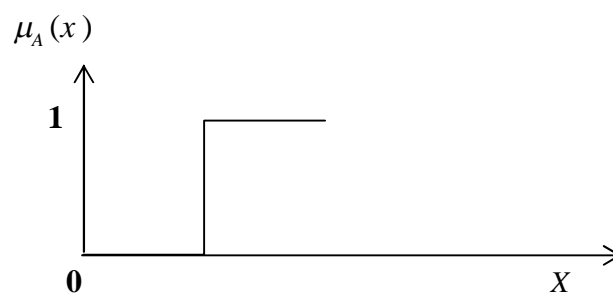


Figure I.1 La fonction d'appartenance selon l'ensemble classique.

b) Ensemble flou :

La notion d'ensemble flou provient du constat que « très souvent, les classes d'objets rencontrés dans le monde physique ne possèdent pas de critères d'appartenance bien définis ». Mathématiquement, un ensemble flou A est défini sur un univers de discours X . Par une

fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ qui prend ces valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$. Cette fonction donne le degré d'appartenance de chaque élément $x \in X$ à A . Ceci peut être mieux décrit par une fonction caractéristique donnée par

$$\mu_F(x) = \begin{cases} 0 < b < 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (\text{I.2})$$

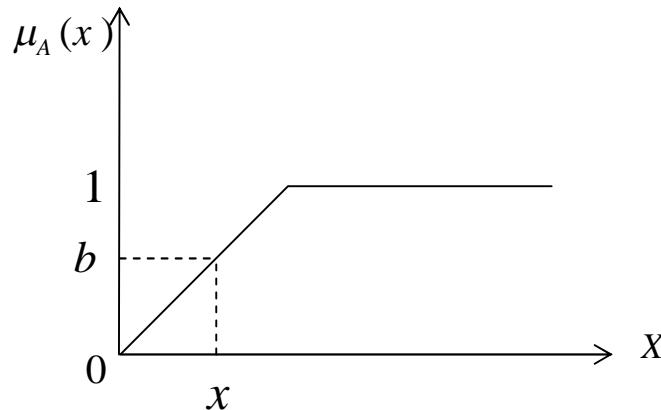


Figure I.2 La fonction d'appartenance selon la logique floue.

Les ensembles flous ont le grand avantage de constituer une représentation mathématique des termes linguistiques largement utilisés dans l'expression de connaissance experte, qualitative et qui sont manipulées par la logique floue.

I.2.2 Variable linguistique :

Une variable linguistique est une variable dont les valeurs sont des mots ou des phrases exprimées dans une langue naturelle ou un langage artificiel. Une variable linguistique est définie par le quadruplet suivant : [6]

$$\langle x_nom, L(X), X, M_x \rangle \quad (\text{I.3})$$

x_nom est le nom de la variable linguistique, comme *température*, *âge*, *erreur*

$L(X) = \{L_1, \dots, L_n\}$ est "ensemble des valeurs linguistiques que peut prendre la variable x_nom ". Par exemple $L(X) = \{\text{froid, frais, tiède, chaud}\}$ peut être défini pour la variable *température*. $L(X)$ est aussi appelé ensemble de termes (term-set), ensemble de symboles ou ensemble de référence (référence-set) associée à la variable x_nom

X est le domaine physique associé à la variable x_{nom} , est aussi appelé univers de discours. C'est en fait l'ensemble de toutes les valeurs numériques que peut prendre la variable numérique associée à la variable linguistique x_{nom} . Par exemple, X peut être définie comme étant l'intervalle $[0, 150]$ pour la variable linguistique *âge*.

M_x est une fonction sémantique qui associe à tout symbole de $L(X)$ une signification floue.

I.2.3 Fonctions d'appartenance :

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

Les fonctions d'appartenance ci-dessous sont les plus souvent utilisées :

➤ Triangulaire :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{a-x}{a-b} & \text{si } x \in [a, b] \\ \frac{b-x}{b-c} & \text{si } x \in [b, c] \end{cases} \quad (\text{I.4})$$

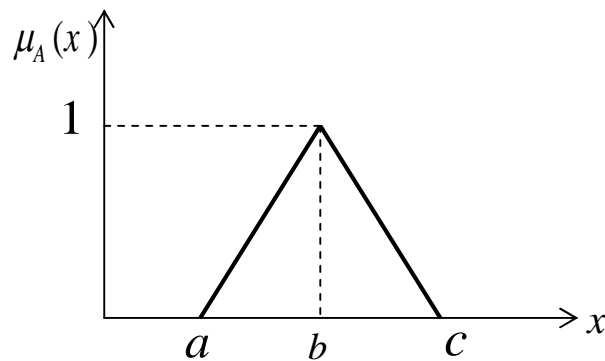


Figure I.3 Fonction triangulaire.

➤ Gaussienne :

$$\mu_A(x) = \exp\left(-0.5\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right) \quad (\text{I.5})$$

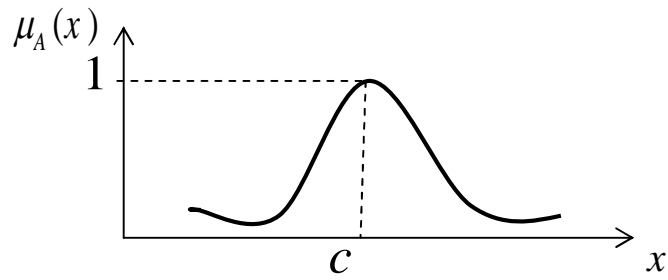


Figure I.4 Fonction Gaussienne.

➤ Trapézoïdale :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{a-x}{a-b} & \text{si } x \in [a,b] \\ 1 & \text{si } x \in [b,c] \\ \frac{b-x}{b-c} & \text{si } x \in [c,d] \end{cases} \quad (I.6)$$

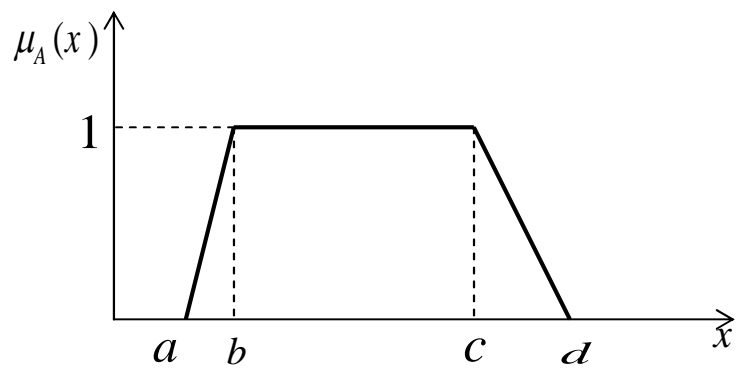


Figure I.5 Fonction trapézoïdale.

➤ Fonction sigmoïde :

$$\mu_F(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x - c))} \quad (I.7)$$

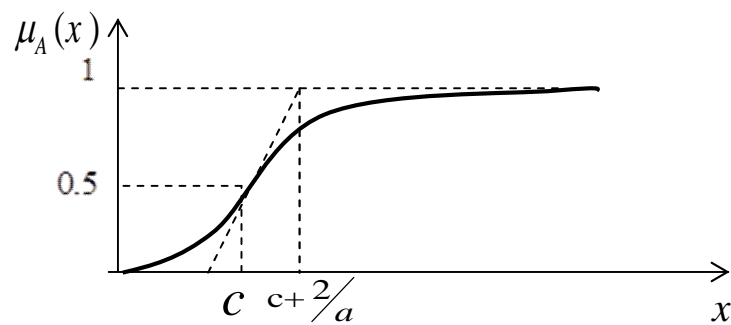


Figure I.6 Fonction sigmoïde.

I.2.4 Opérations sur les ensembles flous :

Disposant d'une représentation formelle de classes floues sous la forme de fonctions d'appartenance, il est naturel de chercher à faire avec les ensembles flous ce que l'on fait avec les ensembles classiques. Zadeh a ainsi généralisé les opérateurs des ensembles classiques au cas flou.

Les opérateurs appliqués aux ensembles flous sont définis à partir de leurs fonctions d'appartenance.

Soient A et B deux ensembles flous définis dans le référentiel X avec les fonctions d'appartenance μ_A et μ_B respectivement.

- **Union :** La fonction d'appartenance $\mu_{A \cup B}$ de l'union $A \cup B$ est définie pour tout $x \in X$ par

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) \quad (\text{I.8})$$

Dans le domaine de la commande, le + représente souvent le MAX :

$$\mu_A(x) + \mu_B(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad (\text{I.9})$$

- **Intersection :** La fonction d'appartenance $\mu_{A \cap B}$ de l'intersection $A \cap B$, est définie pour tout $x \in X$ par :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad (\text{I.10})$$

- **Complémentation :** La fonction d'appartenance $\mu_{\bar{A}}$ du complément de l'ensemble A, notée, \bar{A} est définie pour tout $x \in X$ par :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (\text{I.11})$$

- **Egalité :** on dit que A et B sont égaux ($A=B$), si leurs fonctions d'appartenance ont la même valeur en tout point $x \in X$

$$\mu_A(x) = \mu_B(x) \quad (\text{I.12})$$

- **Inclusion :** on dit que A est inclus dans B noté ($A \subseteq B$) si leurs fonctions d'appartenance sont telles que:

$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (\text{I.13})$$

I.2.5 Les règles floues :

Une règle floue R : *Si x est A Alors y est B* est une relation entre deux propositions floues ayant chacune un rôle particulier. La première (x est A) est appelée prémisses de la règle alors que la seconde (y est B) est la conclusion.

Dans le cas de propositions floues élémentaires, la prémisses et la conclusion sont définies à partir de deux variables linguistiques A et B décrivant les connaissances relatives aux univers de discours X_A et X_B de manière à prendre en compte l'imprécision relative aux modalités de A et B . Une proposition floue élémentaire est souvent insuffisante pour représenter l'ensemble des informations à manipuler. Plusieurs propositions floues peuvent alors être combinées pour enrichir et détailler la représentation.

La relation R entre la prémisses et la conclusion de la règle est déterminée par une implication floue dont le degré de vérité est défini par une fonction d'appartenance $\mu_R(x)$ qui dépend du degré de vérité $\mu_A(x)$ et $\mu_B(x)$ de chacune des deux propositions élémentaires. Les implications les plus courantes permettant la détermination de la fonction d'appartenance résultante décrivant la proposition floue R sont donnés par :

$$\left. \begin{array}{l} \text{Implication de Mamdani : } \mu_R(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \\ \text{Implication de Larsen : } \mu_R(x, y) = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) \\ x \in X_A \text{ et } y \in X_B \end{array} \right\}$$

I.2.6 les systèmes flous :

La construction d'un système flou consiste à trouver une relation de correspondance entre l'espace d'entrée et l'espace de sortie pour approximer, avec un degré de précision donné, la fonction ou la dynamique désirée. Si d'un point de vue mathématique les systèmes sont classés selon la nature des équations qui les caractérisent (linéaires, non linéaires, ...etc.), les systèmes flous sont quant à eux répertoriés selon leur nature structurelle. On distingue classiquement deux grandes familles de systèmes flous : Les systèmes flous à conclusions symboliques (systèmes de Mamdani) et les systèmes flous à conclusion fonctionnelles (systèmes flous de Takagi-Sugeno).

I.2.6.1 Différents types des systèmes flous :

Selon la forme des conclusions des règles floues, deux types principaux de modèles flous peuvent être distingués :

I.2.6.2 Modèles flous linguistiques :

Dans les modèles linguistiques, les quantités floues sont décrites par des termes linguistiques, et le modèle flou constitue une description du système dans une langue naturelle. Ce type est caractérisé par des règles floues ayant des prémisses et des conclusions floues. Ils permettent une description linguistique du système par une base de règles floues de la forme :

$$R_i : \text{Si } x \text{ est } A_i \text{ et } y \text{ est } B_i \text{ Alors } Z \text{ est } C_i, i = 0, \dots, n$$

Les modèles les plus connus de ce type sont celui de Mamdani et celui de Larsen. Ces modèles présentent l'avantage d'être facilement interprétables, et bien adaptés à l'utilisation des entrées floues. En revanche, ils ont une capacité de représentation limitée.

I.2.6.3 Modèles flous de Takagi-Sugeno-Kang (TSK) :

Un modèle de TSK est constitué par une base de règles floues de la forme :

$$R_i : \text{Si } x \text{ est } A_i \text{ et } y \text{ est } B_i \text{ Alors } Z = F_i(x, y), i = 0, \dots, n$$

où F_i sont des fonctions crispes, généralement linéaires, affines ou même constantes. Le modèle global est obtenu par interpolation entre les modèles locaux. Cela nous permet d'accroître la précision du système, mais au détriment de sa lisibilité.

Les modèles de TSK permettent de décrire des situations où la structure physique du système est bien connue et d'approcher un système complexe par une collection de modèles locaux, généralement linéaires. Les modèles de TSK ont une capacité de représentation importante. Toutefois, les règles n'ont pas toujours une signification sémantique claire comme dans le cas des modèles linguistiques et ne permettent pas d'intégrer l'expérience humaine formulée par des règles linguistiques.

Comparaison :

Les modèles linguistiques ont une représentation moins efficace que les modèles TSK, mais offrent une meilleure interprétation sémantique, et permettent d'incorporer des règles proposées par des experts humains de manière directe. Le choix de l'un ou de l'autre dépend

des données du problème et du but de la modélisation. Pour la modélisation des systèmes dynamiques, les modèles de TSK s'avèrent plus appropriés, et se caractérisent par une grande précision. Les modèles de Mamdani, largement utilisés en contrôle, sont appropriés à la modélisation des connaissances qualitatives des experts. Les deux types de modélisation s'avèrent donc complémentaires.

I.2.7 Structure d'un système flou :

Un système flou peut être interprété selon deux points de vue : mathématique ou logique. D'un point de vue mathématique, un système flou est une fonction non linéaire reliant un vecteur de données d'entrée à un vecteur de sortie et, de point de vue logique, un système flou est un système de prise de décisions, à base de connaissances particulières composé de trois modules principaux, à savoir : la fuzzification, les règles d'inférence et la défuzzification.

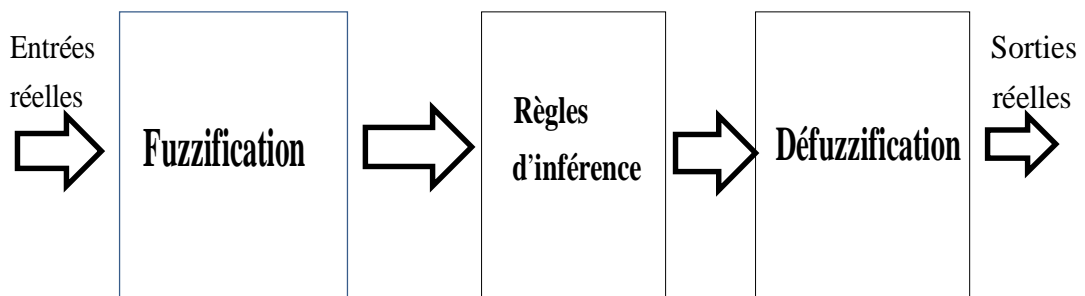


Figure I.6 Structure d'un système flou.

I.2.7.1 Interface de fuzzification :

La fuzzification proprement dite consiste à définir des fonctions d'appartenance pour les différentes variables linguistiques. Ceci a pour but la conversion d'une grandeur physique en une linguistique. Il s'agit d'une projection de la variable physique sur les ensembles flous caractérisant cette variable. Cette opération permet d'avoir une mesure précise sur le degré d'appartenance de la variable d'entrée à chaque ensemble flou.

I.2.7.2 Interface d'inférence floue :

L'interface d'inférence est formée de deux blocs :

* La base de règles, composé d'un ensemble de relations liant les variables d'entrées aux variables de sorties du système à régler. Chaque relation est composée d'une condition précédée du symbole **Si** appelée *prémisse*, et d'une *conclusion* (action, décision, opération ou commande) précédée du symbole **Alors**.

* Le moteur d'inférence réalise le traitement numérique des règles d'inférence, décrites par des opérateurs flous, pour obtenir la sortie linguistique ou floue du régulateur. Cette opération est faite par différentes méthodes, principalement est :

- La méthode d'inférence max-min.
- La méthode d'inférence max-produit.
- La méthode d'inférence somme-prod.

I.2.7.3 Interface de défuzzification :

La transformation d'une information floue en une information déterminée est la défuzzification. Pendant cette étape se fait la déduction de la grandeur de sortie numérique à partir de l'inférence floue. Il s'agit de calculer, à partir des degrés d'appartenance à tous les ensembles flous des variables d'entrées et des ensembles flous de la variable de sortie, une valeur numérique de la variable de sortie utilise un ensemble de règles. Parmi les stratégies de défuzzification, les méthodes principales sont : la méthode du centre de gravité, la méthode du maximum et la méthode de la moyenne des maximums.

I.2.8 Approximation floue :

Le choix de la méthode de fuzzification, la stratégie d'inférence et de la méthode de défuzzification permet d'établir différentes classes de systèmes flous. Lors de la conception des contrôleurs flous, qui sont à base de systèmes flous, ces classes seront prises en considération. Parmi ces classes, celle utilisant une fuzzification par singleton, une défuzzification par le centre de gravité, et le produit d'inférence, représentent toutes les fonctions: $f : X \subset R^n \rightarrow R$ de la forme suivante :

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^k \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}{\sum_{i=1}^k \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)} \quad (\text{I.14})$$

où $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in X$ et \bar{y} est un point dans \mathbb{R} .

Si les fonctions d'appartenance $\mu_{F_i^l}(x_i)$ sont fixées, et que les paramètres \bar{y}^l sont considérés comme des paramètres ajustables, alors (I.14) peut être réécrite sous la forme compacte suivante :

$$y(x) = \theta^T \xi(x) \quad (\text{I.15})$$

où $\theta = (\bar{y}^1, \dots, \bar{y}^k)^T$ est un vecteur de paramètres ajustables et $\xi^l(x) = [\xi^1(x), \dots, \xi^k(x)]^T$ est un vecteur des fonctions floues de base avec $\xi^l(x)$ définie par :

$$\xi^l(x) = \frac{\left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}{\sum_{i=1}^k \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}. \quad (\text{I.16})$$

Les contrôleurs adaptatifs flous basés sur la relation précédente seront relativement faciles à concevoir et à analyser, mais l'inconvénient d'utiliser cette forme réside dans le fait de ne pas pouvoir ajuster les fonctions d'appartenance durant la procédure d'adaptation. Pour cela on introduit une deuxième classe de systèmes flous définis par une fuzzification par singleton, défuzzification par centre de gravité et en utilisant le produit d'inférence et des fonctions d'appartenance gaussiennes.

I.3. Commande adaptative floue :

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

I.3.1 Commande adaptative floue directe et indirecte :

I.3.1.1 Commande adaptative floue directe :

La loi de commande est directement approximée par un ou plusieurs systèmes adaptatifs flous. La structure de cette commande est montrée sur la (Figure I.7)

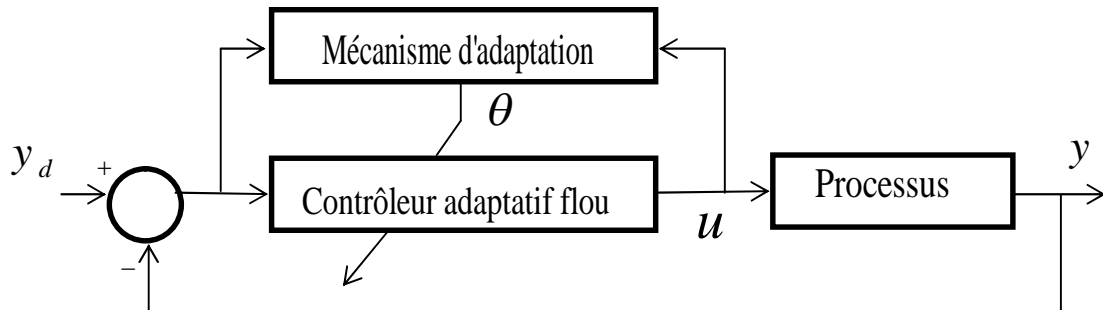


Figure I.7 Commande adaptative floue directe.

I.3.1.2 Commande adaptative floue indirecte :

Dans cette méthode on approxime d'abord le modèle du processus par des systèmes adaptatifs flous puis on synthétise la loi de commande à partir du modèle approximé. La figure (Figure 1.8) montre la structure de la commande adaptative floue indirecte.

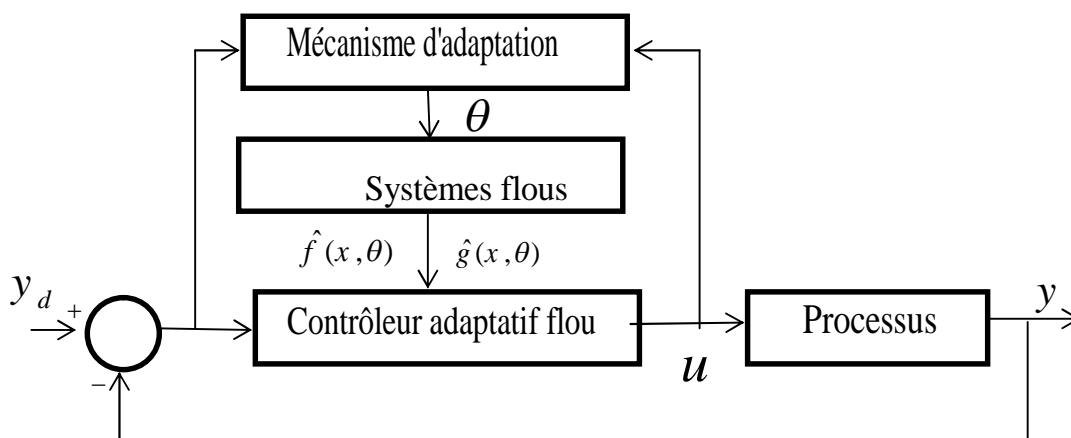


Figure I.8 Commande adaptative floue indirecte.

I.3.2 Stabilité des schémas de commande floue:

La stabilité des boucles de commande est généralement assurée dans la mesure où tous les signaux d'entrée et de sortie restent bornés. Pour analyser la stabilité de commande il existe plusieurs approches : les méthodes d'analyse qualitative, les méthodes géométriques, la théorie d'hyperstabilité, la théorie de Lyapunov. Dans la littérature de la commande floue la théorie de Lyapunov est une technique très utilisée [7].

I.3.2.1 Méthode de Lyapunov :

La stabilité d'un système est la capacité de ce dernier à revenir à sa position d'équilibre lorsqu' il en est ponctuellement écarté. Il existe deux méthodes pour démontrer la stabilité du système, directe et indirecte.

I.3.2.1.1 Méthode directe de Lyapunov :

L'étude de la stabilité des systèmes différentiels $f(x,t)$ est énoncée par le théorème suivant :

$$\dot{x}(t) = f(x,t) \quad (\text{I.17})$$

Théorème I.1 Soit $V(x,t)$ une fonction candidate de Lyapunov qui satisfait les conditions suivantes:

a) $\forall x \neq 0, V(x) > 0, V(0,t)$ et $V(x)$ est de classe C^1

b) quand $\|x\| \rightarrow \infty$, alors $V(x) \rightarrow \infty$, fonctions indéfiniment croissantes.

On définit la dérivée de la fonction de Lyapunov par :

$$\dot{V}(x,t) = \frac{\partial V}{\partial t}(x,t) + \left[\frac{\partial V}{\partial t}(x,t) \right]^T f(x,t) \quad (\text{I.18})$$

$$\text{où } \left[\frac{\partial V}{\partial t}(x,t) \right] \text{ est le gradient de } V(x,t) / x = \begin{pmatrix} \frac{\partial V}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial V}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

Si $\dot{V}(x) < 0$, alors le système est asymptotiquement stable.

I.3.2.1.2 Méthode indirecte de Lyapunov :

Soit le système décrit par la représentation d'état suivante:

$$\dot{x} = A x(t) \quad x \in R^n$$

Théorème I.2 Une condition nécessaire et satisfaisante pour que un système $\dot{x} = A x(t)$ soit asymptotiquement stable (ou les valeurs propres de A sont à parties réelles négatives) est que

$\forall Q=Q^T > 0$ il existe une matrice symétrique et définie positive P , solution unique de l'équation de Lyapunov :

$$A^T P + P A + Q = 0 \quad (\text{I.19})$$

Théorème I.3 Une condition nécessaire et satisfaisante pour que un système $\dot{x} = A x(t) + B u(t)$ soit asymptotiquement stable est que $\forall Q=Q^T > 0$ et $R > 0$, il existe solution unique P de l'équation de Riccati, symétrique et définie positive.

$$A^T P + P A - 2PBR^{-1}B^T + Q = 0. \quad (\text{I.20})$$

I.4 Conclusion :

Ce chapitre a été consacré à la présentation de la logique floue et la commande adaptative floue. Dans la première partie de ce chapitre les notions de base de la logique floue, les opérations sur les ensembles flous, les propriétés des ensembles flous et raisonnement de la logique floue.

Dans la deuxième partie, d'un point de vue sur la structure générale des systèmes flous et les différentes méthodes utilisées dans ses parties de configuration de base. Ensuite, deux classes de modèles flous. Le modèle linguistique est des modèles dont la partie conclusion est purement linguistiques. Le modèle de Takagi-Sugeno sont caractérisé par une conclusion à structure fonctionnelle, En fait, ils explicité le théorème de l'approximation floue universelle qui montre que les systèmes flous sont capables d'approximer n'importe quelle fonction non linéaire avec une précision donnée.

Dans la troisième d'un point de vue sur la commande adaptative floue et l'analyse de la stabilité.

Chapitre II

*Commande adaptative floue des
systèmes non linéaires non affines SISO
avec signe de commande inconnu*

Chapitre II

Commande adaptative floue des systèmes non linéaires non affines SISO avec signe de commande inconnu

II.1 Introduction :

La plupart des travaux dans la littérature de la commande adaptative floue sont consacrés au problème de la commande des systèmes non linéaires affines. Dans la dernière décennie, des résultats sont disponibles pour les systèmes non linéaires non affines, c'est à dire, les systèmes caractérisés par entrées de commande qui n'apparaissent pas linéairement dans l'équation d'état du système.

Dans ce chapitre, une approche de commande adaptative floue indirecte pour une classe des systèmes non linéaires non affines SISO avec une direction de commande inconnue utilisant les systèmes flous est proposée. La conception de telle commande devient un vrai défi, et généralement impossible via l'inversion si le système est non affines. Le théorème de la valeur moyenne est utilisé pour rendre le système affine en la commande. Les systèmes flous sont utilisés pour estimer en ligne la dynamique du système et la loi de commande est synthétisée en se basant sur ces estimées et une fonction de Nussbaum pour estimer le signe de gain de commande.

II.2 Position du problème

Considérons le système non linéaire non affine SISO décrit par les équations différentielles suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x}_i = x_{i+1}, & i = 1, \dots, n \\ \dot{x}_n = f(x, u) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Où $x = [x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}]^T \in R^n$ est le vecteur d'état du système qui est supposée disponible pour la mesure, $u \in R$ est l'entrée de commande du système et y est sa sortie, $f(x, u)$ est fonction inconnue.

L'objectif de la commande consiste à synthétiser une loi de commande pour le système (II.1) assurant la bornitude de tous les signaux du système bouclé et la poursuite pour la sortie $y(t)$ d'une trajectoire de référence $y_d(t)$.

Hypothèse II.1 [8,9] : la fonction $g(x, u) = \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \neq 0$ est non nul pour $(x, u) \in \Omega_x \times R$

Hypothèse II.2 [8,9] : La trajectoire désirée $y_d(t)$ et ses dérivées jusqu'à l'ordre n sont connues, continues et bornées.

Remarque II.1 [8,9]: L'hypothèse 2.1 peut être supposée dans le cas où le système est non affine, avec $g(x) = \frac{\partial f(x, u)}{\partial u}$.

De l'hypothèse II.1, le signe de $g(x, u)$ ne nécessite pas d'être connue. Ce problème a été contourné dans [8], par l'utilisation de la technique de Nussbaum, et qui estime le signe de gain de commande. Par la suite de ce chapitre, la fonction Nussbaum $N(\zeta) = \zeta^2 \cos(\zeta)$ sera employée pour éviter le problème de singularité.

Définition II.1 [8,9]

La fonction $N(\zeta)$ est dite une fonction de Nussbaum, si elle a les propriétés utiles suivantes :

$$\limsup_{s \rightarrow +\infty} \frac{1}{s} \int_0^s N(\zeta) d\zeta = +\infty \quad (\text{II.2})$$

$$\liminf_{s \rightarrow +\infty} \frac{1}{s} \int_0^s N(\zeta) d\zeta = -\infty \quad (\text{II.3})$$

Lemme II.1 [8] Soit $V(t), \zeta(t)$ des fonctions continues définies sur $[0, t_f)$ avec $V(t) > 0$, $\forall t \in [0, t_f)$, et $N(\zeta)$ est une fonction de Nussbaum. Si l'inégalité suivante est valide :

$$V(t) \leq c_0 + e^{-c_1 t} \int_0^t g(x(\tau)) N(\zeta) \dot{\zeta} e^{-c_1 \tau} d\tau + e^{-c_1 t} \int_0^t \dot{\zeta} e^{-c_1 \tau} d\tau \quad (\text{II.4})$$

où c_0 représente une constante convenable, c_1 est une constante positive, et $g(x(\tau))$ est un paramètre variable dans le temps qui prend des valeurs dans l'intervalle inconnu fermé $I := [l^-, l^+]$ avec $0 \notin I$, alors $V(t), \zeta(t) \int_0^t g(x(\tau)) N(\zeta) \dot{\zeta} e^{-c_1 \tau} d\tau$ doivent être borné sur $[0, t_f]$

Le système (II.1) peut être représenté sous la forme d'espace d'état comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + B[f(x, u)], \\ y = C^T x, \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

Le vecteur de signal de référence définis comme suit :

$$y_d = [y_d(t), \dot{y}_d(t), \dots, y_d^{(n-1)}(t)]^T$$

Les vecteurs d'erreur de poursuite définis comme suit :

$$\underline{e} = [e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)}]^T, \text{ Avec } e = x - y_d \text{ et } e^{(n)} = f(x, u) - y_d^{(n)}$$

$$\begin{cases} \dot{\underline{e}} = A \underline{e} + B[f(x, u) - y_d^{(n)}], \\ e = C^T \underline{e}, \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

Avec

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Le théorème de la valeur moyenne est utilisé pour transformer le système non affine en système affine avec $f(x, u) = f(x) + g(x, u^*)u$. L'analyse et la conception de la commande devient possible.

Le système (II.6) peut être représenté sous la forme d'espace d'état comme suit :

$$\begin{cases} \dot{e} = A e + B [f(x) + g(x, u^*)u - y_d^{(n)}], \\ e = C^T e, \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Si $f(x)$ et $g(x)$ sont connues, et le vecteur d'état x est disponible, de (II.7) la commande idéale est :

$$\underline{u}^* = g^{-1}(x) [-f(x) + y_d^{(n)} + k_c^T e] \quad (\text{II.8})$$

Où $k_c^T = [k_c^1, k_c^2, \dots, k_c^n] \in R^n$ est le vecteur de gain par retour d'état à être choisi de telle sorte que le polynôme caractéristique de $(A - Bk_c^T)$ est strictement Hurwitz.

$$e^{(n)} + k_c^T e^{(n-1)} + \dots + k_c^1 e = 0 \quad (\text{II.9})$$

Par conséquent, $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$.

Cependant, $f(x)$ et $g(x)$ sont inconnues, Ce problème a été résolu par l'utilisation des systèmes flous pour approximer les fonctions inconnues. Dans ce qui suit, une commande adaptative floue sera conçue pour stabiliser le système (II.7).

II.3 Conception de la commande :

Les systèmes flous de (I.15) sont utilisés pour identifier en ligne la fonction $f(x)$. Ces systèmes sont définis comme suit :

$$\begin{aligned}\hat{f}(x, \theta_f) &= \theta_f^T \xi(x) \\ \hat{g}(x, \theta_g) &= \theta_g^T \xi(x)\end{aligned}\quad (\text{II.10})$$

La fonction $f(x)$ peut être approximée de façon optimale selon le théorème d'approximation universelle, de sorte que :

$$f(x) = \theta_f^{*T} \xi(x) + \varepsilon(x) \quad (\text{II.11})$$

où $\varepsilon(x)$ est l'erreur d'approximation et θ^* est un paramètre optimal requis pour satisfaire un objectif analytique.

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} \left[\sup_{x \in \Omega_x} \left| \hat{f}(x, \theta_f) - f(x) \right| \right] \quad (\text{II.12})$$

Avec $\hat{\theta}$ utilisé pour désigner l'estimation de θ^* , i.e. $\tilde{\theta} = \hat{\theta} - \theta^*$. Selon le théorème d'approximation universelle, il existe un constant positive b de telle sorte que l'inégalité suivante est vérifiée :

$$|\varepsilon(x)| \leq b \quad (\text{II.13})$$

En utilisant (II.11), (II.7) peut être réécrite comme suite

$$\begin{cases} \dot{e} = A e + B \left[\theta_f^{*T} \xi(x) + \varepsilon(x) + g u - y_d^{(n)} \right], \\ e = C^T e, \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

Le théorème suivant est proposé pour montrer les performances de contrôle dans le système en boucle fermée.

Théorème 2.1: [8] *Considérons le système constitué par (II.1).*

La commande adaptative floue est Construite par :

$$u = N(\varsigma) \left[k_c^T e + \hat{\theta}_f^T \xi(x) - y_d^{(n)} \right], \quad (\text{II.15})$$

$$\dot{\zeta} = \underline{e}^T PB \left[k_c^T \underline{e} + \hat{\theta}_f^T \xi(x) - y_d^{(n)} \right], \quad (\text{II.16})$$

et la loi d'adaptation de $\hat{\theta}$ est choisie comme suit :

$$\dot{\hat{\theta}}_f = -\Gamma \hat{\theta}_f + \Gamma \underline{e}^T PB \xi(x), \quad (\text{II.17})$$

où $P = P^T > 0$ et $\Gamma = \Gamma^T > 0$ sont des matrices définies positives, il existe une matrice symétrique définie positive $Q = Q^T$ satisfaisant à l'équation de Lyapunov suivant:

$$(A - Bk_c^T)P + P(A - Bk_c^T)^T + PBB^T P = -Q \quad (\text{II.18})$$

où $k_c > 0$ est choisi de telle sorte que $A_c = A - Bk_c^T$ est Hurwitz. Alors, tous les signaux dans le système en boucle fermée sont bornés et l'erreur de poursuite converge vers un ensemble compact borné défini par $\Omega = \{e_1, |e_1| \leq \mu\}$. Où a_1 est un constant positif.

II.4 Analyse de la stabilité :

Soit la fonction candidate de Lyapunov suivante:

$$V = \frac{1}{2} \underline{e}^T P \underline{e} + \frac{1}{2} \tilde{\theta}_f^T \frac{1}{\Gamma} \tilde{\theta}_f. \quad (\text{II.19})$$

La dérivée par rapport au temps de V est :

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} \dot{\underline{e}}^T P \underline{e} + \frac{1}{2} \underline{e}^T P \dot{\underline{e}} + \frac{1}{2} \dot{\tilde{\theta}}_f^T \frac{1}{\Gamma} \tilde{\theta}_f + \frac{1}{2} \tilde{\theta}_f^T \frac{1}{\Gamma} \dot{\tilde{\theta}}_f \\ \dot{V} &= \frac{1}{2} \dot{\underline{e}}^T P \underline{e} + \frac{1}{2} \underline{e}^T P \dot{\underline{e}} + \tilde{\theta}_f^T \frac{1}{\Gamma} \dot{\tilde{\theta}}_f. \end{aligned} \quad (\text{II.20})$$

En remplaçant (II.14) dans l'équation (II.20)

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \underline{e}^T (PA + A^T P) + \tilde{\theta}_f^T \frac{1}{\Gamma} \dot{\tilde{\theta}}_f + \underline{e}^T PB \left[\hat{\theta}_f^T \xi(x) + \varepsilon(x) + gu - y_d^{(n)} \right] \quad (\text{II.21})$$

Avec (II.15) et (II.16) et (II.21) devient

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} \underline{e}^T (PA + A^T P) + \tilde{\theta}_f^T \frac{1}{\Gamma} \dot{\tilde{\theta}}_f - \underline{e}^T PB \tilde{\theta}_f^T \xi(x) + \underline{e}^T PB \left[\hat{\theta}_f^T \xi(x) + \varepsilon(x) + gu - y_d^{(n)} \right] \\ &= \frac{1}{2} \underline{e}^T (PA + A^T P) + \tilde{\theta}_f^T \left[\frac{1}{\Gamma} \dot{\tilde{\theta}}_f - \underline{e}^T PB \xi(x) \right] + \underline{e}^T PB \left[\hat{\theta}_f^T \xi(x) - y_d^{(n)} \right] \\ &\quad + \underline{e}^T PB gN(\zeta) \left(k_c^T \underline{e} + \hat{\theta}_f^T \xi(x) - y_d^{(n)} \right) + \underline{e}^T PB \varepsilon(x) \\ &= \frac{1}{2} \underline{e}^T (PA_c + A_c^T P) + \underline{e}^T PB \varepsilon(x) + \tilde{\theta}_f^T \left[\frac{1}{\Gamma} \dot{\tilde{\theta}}_f - \underline{e}^T PB \xi(x) \right] + [gN(\zeta) + 1] \dot{\zeta}. \end{aligned} \quad (\text{II.22})$$

En utilisant (II.17), l'inégalité suivante est obtenue :

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}_f^T \left[\frac{1}{\Gamma} \dot{\hat{\theta}}_f - \underline{e}^T PB \xi(x) \right] &= -\tilde{\theta}_f^T \hat{\theta}_f = -\tilde{\theta}_f^T \tilde{\theta}_f - \tilde{\theta}_f^T \theta_f^* \\ &\leq -\frac{1}{2} \tilde{\theta}_f^T \tilde{\theta}_f + \frac{1}{2} \|\theta_f^*\|^2. \end{aligned} \quad (\text{II.23})$$

De l'inégalité de Young [10],

$$\underline{e}^T PB \varepsilon(x) \leq \frac{1}{2} \underline{e}^T PBB^T P \underline{e} + \frac{1}{2} b^2. \quad (\text{II.24})$$

En substituant (II.18) , (II.23) et (II.24) dans (II.22), l'inégalité suivante est obtenu :

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \frac{1}{2} \underline{e}^T (PA_c + A_c^T P) \underline{e} + \frac{1}{2} \underline{e}^T PBB^T P \underline{e} + \frac{1}{2} b^2 - \frac{1}{2} \tilde{\theta}_f^T \tilde{\theta}_f + \frac{1}{2} \|\theta_f^*\|^2 + \zeta [gN(\varsigma) + 1] \\ &\leq -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} - \frac{1}{2} \tilde{\theta}_f^T \tilde{\theta}_f + \frac{1}{2} \|\theta_f^*\|^2 + \frac{1}{2} b^2 + \zeta [gN(\varsigma) + 1] \end{aligned} \quad (\text{II.25})$$

Soit $\alpha = \lambda_{\min}(QP^{-1}, \Gamma)$ et

L'inégalité (II.25) peut être exprimée comme,

$$\dot{V} \leq -\alpha V + \beta + \zeta [gN(\varsigma) + 1]. \quad (\text{II.26})$$

En multipliant les deux côtés par $e^{\alpha t}$, (II.26) réécrite comme suit,

$$\frac{d}{dt} (V(t) e^{\alpha t}) \leq \beta e^{\alpha t} + e^{\alpha t} \zeta [gN(\varsigma) + 1] \quad (\text{II.27})$$

Avec l'intégration de (II.27) sur $[0, t]$, il résulte que

$$0 \leq V(t) \leq \frac{\beta}{\alpha} + \left[V(0) - \frac{\beta}{\alpha} \right] e^{-\alpha t} + e^{-\alpha t} \int_0^t [gN(\varsigma) + 1] e^{\alpha \tau} \zeta d\tau. \quad (\text{II.28})$$

Notant que $0 < e^{-\alpha t} < 1$ et $\frac{\beta}{\alpha} e^{-\alpha t} > 0$, alors, $\left[V(0) - \frac{\beta}{\alpha} \right] e^{-\alpha t} \leq V(0)$.

L'équation (II.28) devient

$$0 \leq V(t) \leq \eta + e^{-\alpha t} \int_0^t [gN(\varsigma) + 1] e^{\alpha \tau} \zeta d\tau. \quad (\text{II.29})$$

Où

$$\eta = \frac{\beta}{\mu} + V(0).$$

D'après le Lemme II.1, il peut être conclu de (II.29) que $V(t)$, $\zeta(t)$ et $\int_0^t g N(\zeta) \dot{\zeta} d\tau$ sont bornées, c.-à-d. \underline{e} et $\tilde{\theta}_f$ sont aussi bornées. De (II.15), u est bornée. Alors, tous les signaux dans le système en boucle fermée sont bornés.

$$\text{Soit } \left| \int_0^t [gN(\zeta) + 1] e^{\mu\tau} \dot{\zeta} d\tau \right| \leq \nu,$$

Ce qui implique que,

$$V(t) \leq \eta + \nu \quad (\text{II.30})$$

De (II.19), il est obtenu que

$$|e_1|^2 \leq \|\underline{e}\|^2 \leq 2 \frac{V(t)}{\lambda_{\min}(P)} \quad (\text{II.31})$$

Donc,

$$|e_1| \leq \mu, \quad (\text{II.32})$$

$$\text{Où } \mu = \sqrt{2(\eta + \nu) / \lambda_{\min}(P)}.$$

II.5 Résultats de simulation :

Pour illustrer les performances de commande adaptative floue proposée, nous considérons d'un système non linéaire académique non affine, est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -x_1 + 2x_2 + \frac{u}{\sqrt{|u|} + 1} - 2x_1^2 x_2 + d(t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{II.33})$$

L'objectif de la commande est de forcer la sortie du système y à suivre la trajectoire $y_d = 0.5 \sin(t)$

Les paramètres de conception sont choisis comme suit : $k_c^T = [10, 20]$, $P = [2 \ 0; 0 \ 2]$,

$$\Gamma = \text{diag}(2, 2, 2, 2, 2, 2, 2).$$

Les conditions initiales sont fixées comme suit : $\underline{x}(0) = [0.5, 0]^T$, $\theta(0) = 0$.

Les figures(II.1 et II.2) illustre les résultats de simulation de la commande proposée.

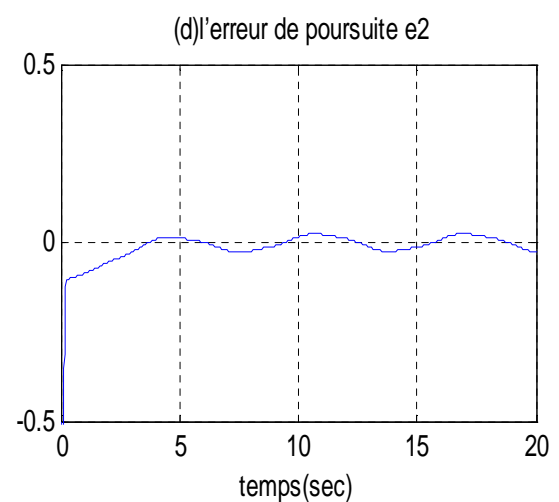
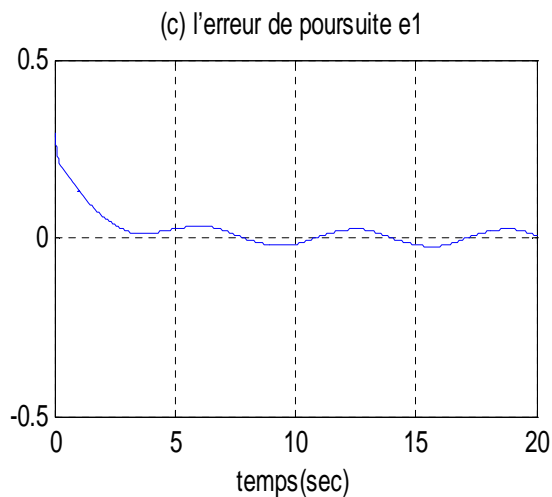
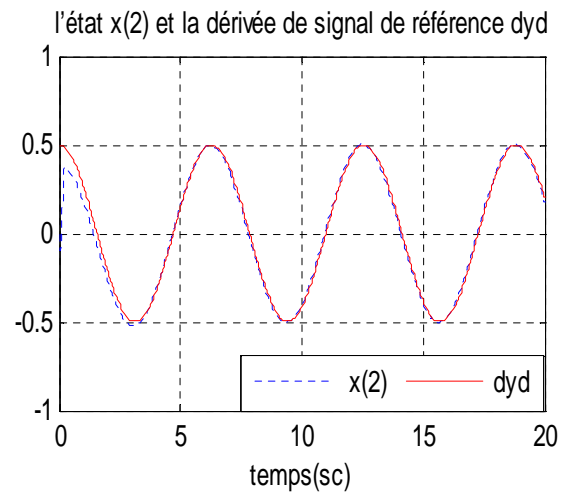
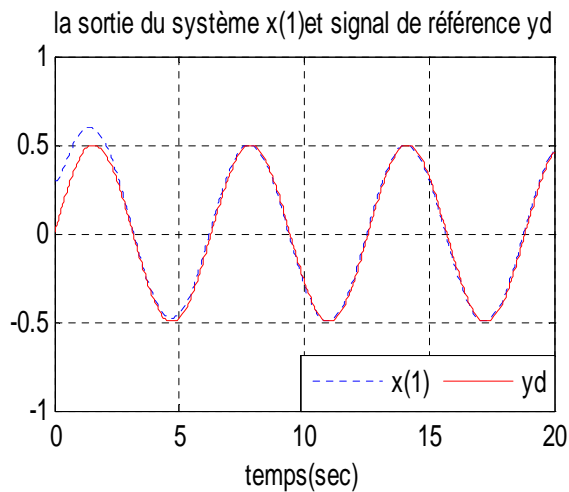
Pour chaque variable d'entrée, nous définissons cinq fonctions d'appartenance

$$\mu_F^1(x_i) = \frac{1}{1 + \exp[5 \times (x_i + 3)]}, \mu_F^2(x_i) = \exp[-(x_i + 2)^2], \mu_F^3(x_i) = \exp[-(x_i + 1)^2]$$

$$\mu_F^4(x_i) = \exp[-(x_i)^2], \mu_F^5(x_i) = \exp[-(x_i - 1)^2], \mu_F^6(x_i) = \exp[-(x_i - 2)^2],$$

$$\mu_F^7(x_i) = \exp[-5 \times x_i] \quad i = 1, 2$$

a) Sans perturbation $d(t)=0$.



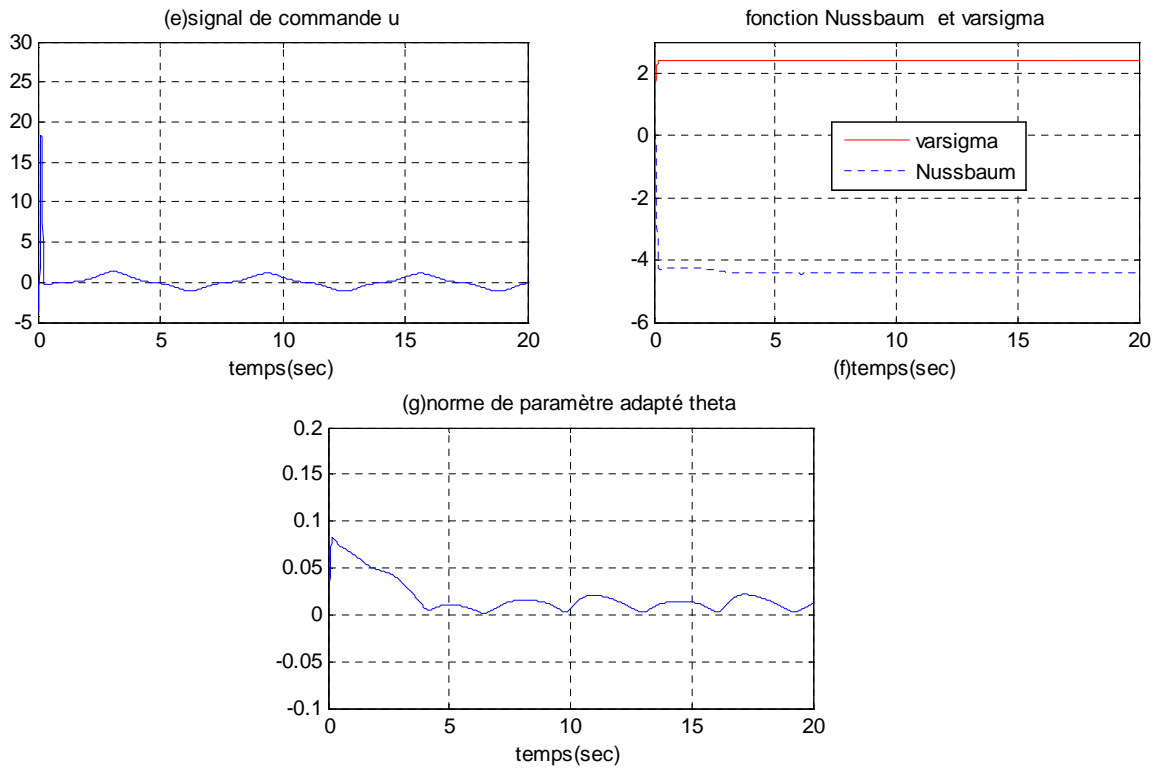
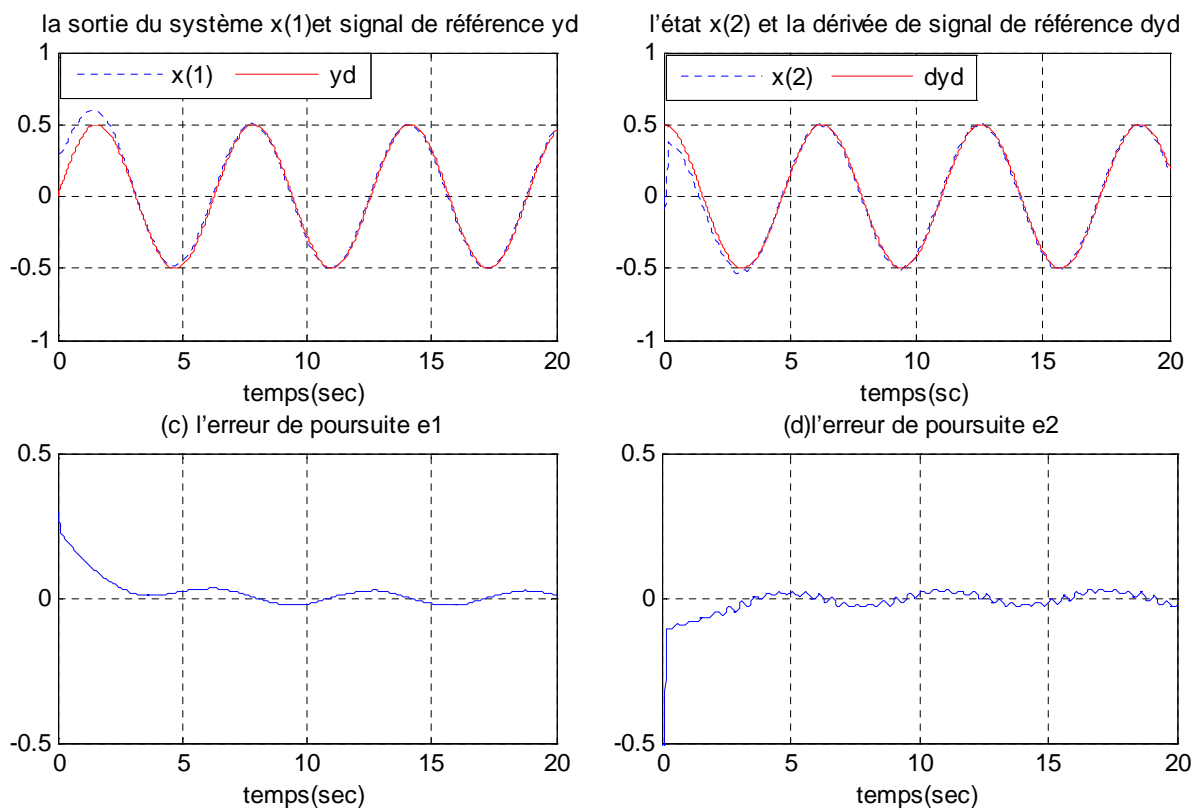


Figure II.1 Résultats de simulation sans perturbation.

b) Avec perturbation $d(t)=\cos(2\pi t)*\sin(2\pi t)$.



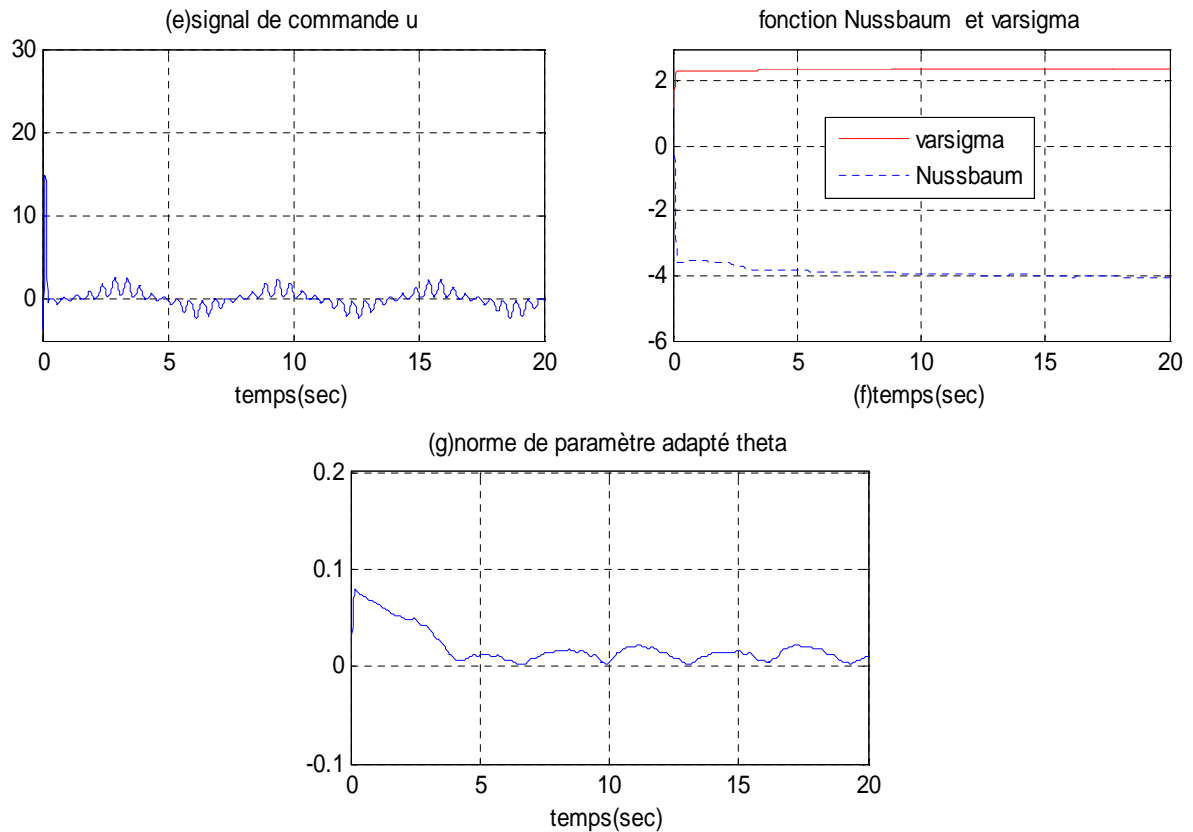


Figure II.2 Résultats de simulation avec un signal de perturbation sinusoïdal.

Interprétation des résultats :

- Les résultats de simulation sont présentés sur les Figures (II.1) et (II.2). Nous pouvons voir clairement que la sortie suit parfaitement sa référence.
- En présence des perturbations externes. Le système a réagi efficacement, comme à montrées la figure (II.2).

II.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, une commande adaptative floue est proposée pour une classe des systèmes SISO non linéaires non affines. La technique de Nussbaum a été utilisée pour estimer le signe de gain de commande. La commande développée garantit la bornitude de tous les signaux de la boucle fermée et la convergence de l'erreur de poursuite. Les résultats de la simulation montrent les bonnes performances de poursuite de cette méthode.

Chapitre III

*Commande adaptative floue des
systèmes non linéaires multivariables*

Chapitre III

Commande adaptative floue des systèmes non linéaires multivariables

III.1 Introduction :

La plupart des systèmes impliqués dans l'automatique sont multivariables et exhibent des comportements non linéaires incertains, menant de ce fait à des problèmes complexes de commande. Ceci explique le fait que seulement peu de solutions potentielles sont disponibles dans le cas général. Dans ce chapitre, en se basant sur la propriété d'approximation universelle, un schéma de commande floue adaptative a été développé pour une classe de systèmes multivariables incertains non linéaires.

III.2 Position du problème :

Considérons la classe suivante des systèmes non linéaires multivariables décrite par :

$$\begin{aligned} y_1^{(r_1)} &= f_1(x) + \sum_{j=1}^p g_{1j}(x)u_j, \\ &\vdots \\ y_p^{(r_p)} &= f_p(x) + \sum_{j=1}^p g_{pj}(x)u_j. \end{aligned} \tag{III.1}$$

avec :

$x = [y_1, \dot{y}_1, \dots, y_1^{(r_1-1)}, \dots, y_p, \dot{y}_p, \dots, y_p^{(r_p-1)}]^T$ est le vecteur d'état supposé mesurable.

$u = [u_1, \dots, u_p]^T$ est le vecteur d'entrée commande.

$y = [y_1, \dots, y_p]^T$ est le vecteur de sortie.

$f_i(x)$ et $g_{ij}(x)$, $i, j = 1, \dots, p$ sont des fonctions non linéaires continues inconnues.

et

$$y^{(r)} = [y_1^{(r)}, \dots, y_p^{(r)}]^T,$$

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

$$G(x) = \begin{bmatrix} g_{11}(x) & \dots & g_{1p}(x) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{p1}(x) & \dots & g_{pp}(x) \end{bmatrix},$$

Donc, le système (III.1) peut être réécrit sous la forme compacte suivante :

$$y^{(r)} = F(x) + G(x)u \quad (\text{III.2})$$

L'objectif consiste à concevoir une loi de commande u qui permet de forcer les sorties $y_1(t), \dots, y_p(t)$ à suivre les trajectoires de références $y_{d1}(t), \dots, y_{dp}(t)$ tout en gardant la bornitude de tous les signaux du système en boucle fermée.

Hypothèse III.1 [3,11,12]

Chaque trajectoire de référence $y_{di}(t)$, $i = 1, \dots, p$ et ses dérivées $\dot{y}_{di}(t), \dots, y_{di}^{(r_i)}(t)$ sont supposées continues, bornées et connues.

Les erreurs de poursuite est définie par :

$$\begin{aligned} e_1(t) &= y_{d1}(t) - y_1(t) \\ &\vdots \\ e_p(t) &= y_{dp}(t) - y_p(t) \end{aligned} \quad (\text{III.3})$$

Les vecteur des erreurs filtrées comme

$$s = [s_1, \dots, s_p]^T$$

Avec

$$s_i(t) = \left(\frac{d}{dt} + \lambda_i \right)^{r_i-1} e_i(t), \text{ pour } \lambda_i > 0, i = 1, \dots, p \quad (\text{III.4})$$

La dynamique \dot{s}_i est décrite par

$$\dot{s}_i = v_i - y_i^{(r)} \quad (\text{III.5})$$

Avec

$$v_i = y_{di}^{(r_i)} + \beta_{i,r_i-1} e_i^{(r_i-1)} + \dots + \beta_{i,1} \dot{e}_i, \quad i = 1, \dots, p \quad (\text{III.6})$$

Et

$$\beta_{i,j} = \frac{(r_i - 1)!}{(r_i - j)!(j - r)} \lambda_i^{r_i - j}, \quad i = 1, \dots, p \text{ et } j = 1, \dots, r_i - 1$$

Avec

$$v = [v_1, \dots, v_p]^T$$

III.3 Conception de contrôleur adaptatif flou :

Dans cette section, nous développons une commande adaptative indirecte floue pour le système non linéaire (III.1).

Hypothèse III.2 [3,12,13]

La matrice $G(x)$ est définie positive et satisfait : $G(x) \geq \sigma_0 I_p$.avec σ_0 est une constante positive donnée.

Remarque (III.1) :

Il existe beaucoup de systèmes physiques, tels que les systèmes robotiques et les machines électriques, etc., qui satisfont l'Hypothèse (III.2). Elle est considérée pour les raisons suivante :

- Cette hypothèse nous facilite vraiment la tâche de l'analyse de la stabilité, et surtout une telle propriété de $G(x)$ garantit certes son invisibilité et, donc le système (III.2) est linéarisable par retour d'état statique.

En substituant (III.2) dans la dynamique de l'erreur de poursuite (III.5), nous obtenons :

$$\dot{s} = v - F(x) - G(x)u \quad (III.7)$$

Commande idéale :

Si les fonctions non linéaires $G(x)$ et $F(x)$ sont connus, pour atteindre les objectifs de la commande, en utilisant la commande idéale suivante u [14] :

$$u = G(x)^{-1}(-F(x) + v + k_0 s) \quad (III.8)$$

Avec

$$k_0 = \text{diag} [k_{01}, \dots, k_{0p}] \text{ et } k_{0i} > 0$$

par substitution de (III.8) dans (III.7), on obtient :

$$\dot{s}_i = -k_{0i} s_i \quad (III.9)$$

Puisque les non-linéarités les fonctions $F(x)$ et $G(x)$ sont inconnues, le contrôleur idéale (III.8) ne peut pas être appliqué au système (III.1). Donc par l'utilisation des systèmes flous adaptatifs pour estimer cette commande idéale. L'approximation floue de $F(x)$ et $G(x)$ sera utilisée pour développer un contrôleur adaptatif avec une loi d'adaptation permettant de répondre aux objectifs de commande et garantir la bornitude de tous les signaux du système en boucle fermée.

Le système flou de la forme (I.15) est utilisé pour estimer en ligne la non-linéarité Les fonctions non linéaires $F(x)$ et $G(x)$ comme suit :

$$\hat{f}_i(x, \theta_{f_i}) = \xi_{f_i}^T(x) \theta_{f_i}, i = 1, \dots, p \quad (\text{III.10})$$

$$\hat{g}_{ij}(x, \theta_{g_{ij}}) = \xi_{g_{ij}}^T(x) \theta_{g_{ij}}, i, j = 1, \dots, p \quad (\text{III.11})$$

avec $\xi_{f_i}^T(x)$ et $\xi_{g_{ij}}^T(x)$ sont les vecteurs des fonctions floues de base étant supposé convenablement choisi a priori, θ_{f_i} et $\theta_{g_{ij}}$, sont les vecteurs des paramètres ajustés du système flou.

Définissons

$$\theta_{f_i}^* = \arg \min \left\{ \sup_x |f_i(x) - \hat{f}_i(x, \theta_{f_i})| \right\} \quad (\text{III.12})$$

$$\theta_{g_{ij}}^* = \arg \min \left\{ \sup_x |g_{ij}(x) - \hat{g}_{ij}(x, \theta_{g_{ij}})| \right\} \quad (\text{III.13})$$

où θ_{f_i} et $\theta_{g_{ij}}$ sont les paramètres optimaux. $\theta_{f_i}^*$ et $\theta_{g_{ij}}^*$ sont des quantités constantes artificielles introduites seulement pour un but d'analyse, et la connaissance de leurs valeur n'est pas nécessaire en mettant en application le contrôleur.

Les erreurs d'estimation paramétrique sont données par

$$\tilde{\theta}_{f_i} = \theta_{f_i}^* - \theta_{f_i}$$

$$\tilde{\theta}_{g_{ij}} = \theta_{g_{ij}}^* - \theta_{g_{ij}}$$

Les erreurs d'approximation

$$\varepsilon_{f_i}(x) = f_i(x) - \hat{f}_i(x, \theta_{f_i}^*)$$

$$\varepsilon_{g_{ij}}(x) = g_{ij}(x) - \hat{g}_{ij}(x, \theta_{g_{ij}}^*) \quad (\text{III.14})$$

Sont bornées comme suit

$$|\varepsilon_{f_i}(x)| \leq \bar{\varepsilon}_{f_i} \quad , \quad |\varepsilon_{g_{ij}}(x)| \leq \bar{\varepsilon}_{g_{ij}}$$

Où $\bar{\varepsilon}_{f_i}$ et $\bar{\varepsilon}_{g_{ij}}$ sont des constantes positives.

Posons

$$\hat{F}(x, \theta_{f_i}) = [\hat{f}_1(x, \theta_{f_1}), \dots, \hat{f}_p(x, \theta_{f_p})]^T$$

$$\hat{G}(x, \theta_{g_{ij}}) = \begin{bmatrix} \hat{g}_{11}(x, \theta_{g_{ij}}) & \dots & \hat{g}_{1p}(x, \theta_{g_{ij}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{g}_{p1}(x, \theta_{g_{ij}}) & \dots & \hat{g}_{pp}(x, \theta_{g_{ij}}) \end{bmatrix}$$

$$\varepsilon_{f_i}(x) = [\varepsilon_{f_1}(x), \dots, \varepsilon_{f_p}(x)]$$

$$\varepsilon_{g_{ij}}(x) = \begin{bmatrix} \varepsilon_{g_{11}}(x) & \dots & \varepsilon_{g_{1p}}(x) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \varepsilon_{g_{p1}}(x) & \dots & \varepsilon_{g_{pp}}(x) \end{bmatrix}$$

$$\bar{\varepsilon}_{f_i}(x) = [\bar{\varepsilon}_{f_1}, \dots, \bar{\varepsilon}_{f_p}]$$

$$\bar{\varepsilon}_{g_{ij}} = \begin{bmatrix} \bar{\varepsilon}_{g_{11}} & \dots & \bar{\varepsilon}_{g_{1p}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{\varepsilon}_{g_{p1}} & \dots & \bar{\varepsilon}_{g_{pp}} \end{bmatrix}$$

De l'analyse précédente, il vient :

$$F(x) - \hat{F}(x, \theta_f) = \hat{F}(x, \theta_f^*) - \hat{F}(x, \theta_f) + \varepsilon_f(x) \quad (\text{III.15})$$

$$G(x) - \hat{G}(x, \theta_g) = \hat{G}(x, \theta_{g_{ij}}^*) - \hat{G}(x, \theta_g) + \varepsilon_g(x) \quad (\text{III.16})$$

La loi de commande indirecte est généralement donnée sous la forme suivante :

$$u_c = \hat{G}^{-1}(x, \theta_g)(-\hat{F}(x, \theta_f) + v + k_0 s) \quad (\text{III.17})$$

Cette approche repose sur l'estimation en ligne des paramètres des systèmes flous et le calcul de la loi de commande se fait par l'utilisation de ces derniers comme des vrais paramètres, sur la base du principe d'équivalence certaine. Puisque le modèle dynamique est considéré

inconnu, il est difficile de maintenir les paramètres θ_g dans une région où $\hat{G}(x, \theta_g)$ est inversible.

Pour remédier à ce problème, l'inverse matriciel $\hat{G}(x, \theta_g)^{-1}$ est remplacé par l'inverse régularisé

$$\hat{G}(x, \theta_g)^{-1} = \hat{G}^T(x, \theta_g) \left[\varepsilon_0 I_p + \hat{G}(x, \theta_g) \hat{G}^T(x, \theta_g) \right]^{-1} \quad (\text{III.18})$$

où ε_0 est une constante positive petite.

La loi de commande équivalente u_c devient :

$$u_c = \hat{G}^T(x, \theta_g) \left[\varepsilon_0 I_p + \hat{G}(x, \theta_g) \hat{G}^T(x, \theta_g) \right]^{-1} (-\hat{F}(x, \theta_f) + v + k_0 s) \quad (\text{III.19})$$

Afin de compenser les erreurs introduite par l'approximation des fonctions $F(x)$ et $G(x)$ par des systèmes flous et l'erreur introduite par l'utilisation de l'inverse régularisé d'un coté et l'utilisation de l'inverse régularisé à la place de l'inverse matriciel et dans le but d'avoir une loi de commande ne dépendant d'aucune phase d'initialisation, on utilise une loi de commande comportant deux termes, u_r ,

$$u = u_c + u_r \quad (\text{III.20})$$

Le terme de commande, u_c et u_r est donné par :

$$u_c = \hat{G}^T(x, \theta_g) \left[\varepsilon_0 I_p + \hat{G}(x, \theta_g) \hat{G}^T(x, \theta_g) \right]^{-1} (-\hat{F}(x, \theta_f) + v + k_0 s + k_1 \hat{G}(x, \theta_g)) \quad (\text{III.21})$$

$$u_r = \frac{s |s^T| (\hat{\varepsilon}_f + \hat{\varepsilon}_g |u_c| + u_0)}{\sigma_0 \|s\|^2 + \delta} \quad (\text{III.22})$$

Avec

$$u_0 = \varepsilon_0 \left[\varepsilon_0 I_p + \hat{G}(x, \theta_g) \hat{G}^T(x, \theta_g) \right]^{-1} (-\hat{F}(x, \theta_f) + v + k_0 s + k_1 \hat{G}(x, \theta_g)) \quad (\text{III.23})$$

A partir de (III.7) et (III.20), il vient :

$$\dot{s} = v - F(x) - (G(x) - \hat{G}(x, \theta_g)) u_c - \hat{G}(x, \theta_g) u_c - G(x) u_r \quad (\text{III.24})$$

Par substitution de (III.19) dans (III.24), on trouve :

$$\dot{s} = -k_0 s - k_1 \hat{G}(x, \theta_g) s - (F(x) - \hat{F}(x, \theta_f)) - (G(x) - \hat{G}(x, \theta_g)) u_c + u_0 - G(x) u_r \quad (\text{III.25})$$

En utilisant (III.15) et (III.16), (III.25) devient

$$\begin{aligned} \dot{s} = & -k_0 s - k_1 \hat{G}(x, \theta_g) s - (\hat{F}(x, \theta_f^*) - \hat{F}(x, \theta_f)) - (\hat{G}(x, \theta_{gij}^*) - \hat{G}(x, \theta_g)) u_c \\ & + u_0 - G(x) u_r - \varepsilon_f(x) - \varepsilon_g(x) u_c \end{aligned} \quad (\text{III.26})$$

En ajoutant et en retranchant $k_1 \hat{G}(x, \theta_g^*) s$ de (III.26) on obtient :

$$\begin{aligned} \dot{s} = & -k_0 s - k_1 \hat{G}(x, \theta_g^*) s - (\hat{F}(x, \theta_f^*) - \hat{F}(x, \theta_f)) - (\hat{G}(x, \theta_{gij}^*) - \hat{G}(x, \theta_g)) (u_c - k_1 s) \\ & + u_0 - G(x) u_r - \varepsilon_f(x) - \varepsilon_g(x) u_c \end{aligned} \quad (\text{III.27})$$

Multipliant (III.27) par s^T , il résulte

$$\begin{aligned} s^T \dot{s} = & -s^T k_0 s - s^T k_1 \hat{G}(x, \theta_g^*) s - \sum_{i=1}^p \xi_{fi}^T(x) \tilde{\theta}_{fi} s_i - \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \xi_{gij}^T \tilde{\theta}_{gij} s_i (u_{cj} - k_1 s_j) \\ & + s^T u_0 - s^T G(x) u_r - s^T \varepsilon_f(x) - s^T \varepsilon_g(x) u_c \end{aligned} \quad (\text{III.28})$$

En utilisant le théorème de stabilité de Lyapunov, les paramètres du contrôleur flou sont adaptés par les lois d'adaptations suivantes:

$$\dot{\theta}_{fi} = -\eta_{fi} \xi_{fi}(x) s_i \quad (\text{III.29})$$

$$\dot{\theta}_{gij} = -\eta_{gij} \xi_{gij}(x) s_i (u_{cj} - k_1 s_j) \quad (\text{III.30})$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_f = \gamma_f |s| \quad (\text{III.31})$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_g = \gamma_g |s| |u_c^T| \quad (\text{III.32})$$

$$\dot{\delta} = -\eta \frac{|s^T| (\hat{\varepsilon}_f + \hat{\varepsilon}_g |u_c| + u_0)}{\sigma_0 \|s\|^2 + \delta} \quad (\text{III.33})$$

$\eta_{fi} > 0, \eta_{gij} > 0, \gamma_f > 0, \gamma_g > 0, \eta_0 > 0$ et $\delta(0) > 0$

III.4 Analyse de la stabilité :

La fonction de Lyapunov candidate suivante :

$$V = \frac{1}{2} s^T s + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \frac{1}{\eta_{fi}} \tilde{\theta}_{fi}^T \tilde{\theta}_{fi} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\eta_{gij}} \tilde{\theta}_{gij}^T \tilde{\theta}_{gij} + \frac{1}{2\gamma_f} \tilde{\varepsilon}_f^T \tilde{\varepsilon}_f + \frac{1}{2\gamma_g} \text{tr}(\tilde{\varepsilon}_g^T \tilde{\varepsilon}_g) + \frac{1}{2\eta} \delta^2 \quad (\text{III.34})$$

Avec $\tilde{\varepsilon}_f = \bar{\varepsilon}_f - \hat{\varepsilon}_f$, $\tilde{\varepsilon}_g = \bar{\varepsilon}_g - \hat{\varepsilon}_g$

La dérivée de V est

$$\dot{V} = s^T \dot{s} + \sum_{i=1}^p \frac{1}{\eta_{fi}} \tilde{\theta}_{fi}^T \dot{\theta}_{fi} + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{1}{\eta_{gij}} \tilde{\theta}_{gij}^T \dot{\theta}_{gij} - \frac{1}{\gamma_f} \tilde{\varepsilon}_f^T \dot{\hat{\varepsilon}}_f - \frac{1}{\gamma_g} \text{tr}(\tilde{\varepsilon}_g^T \dot{\hat{\varepsilon}}_g) + \frac{1}{2\eta} \delta \dot{\delta} \quad (\text{III.35})$$

à partir de (III.35), \dot{V} peut être bornée comme suit

$$\dot{V} \leq -s^T k_0 s - s^T k_1 \hat{G}(x, \theta_g^*) s + \dot{V}_1 + \dot{V}_2 \quad (\text{III.36})$$

Avec

$$\dot{V}_1 = -\sum_{i=1}^p \tilde{\theta}_{fi}^T \left(\xi_{fi}(x) s + \frac{1}{\eta_{fi}} \dot{\theta}_{fi} \right) - \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \tilde{\theta}_{gij}^T \left(\xi_{gij} s_i (u_{cj} - k_1 s_j) + \frac{1}{\eta_{gij}} \dot{\theta}_{gij} \right) \quad (\text{III.37})$$

$$\dot{V}_2 = -s^T G(x) u_r + |s^T| |u_0| + |s^T| |\bar{\varepsilon}_f| + |s^T| |\bar{\varepsilon}_g| |u_c| - \frac{1}{\gamma_f} \tilde{\varepsilon}_f^T \dot{\hat{\varepsilon}}_f - \frac{1}{\gamma_g} \text{tr}(\tilde{\varepsilon}_g^T \dot{\hat{\varepsilon}}_g) + \frac{1}{2\eta_0} \delta \dot{\delta} \quad (\text{III.38})$$

Les lois d'adaptation (III.29) et (III.33) donnent

$$\dot{V}_1 = 0 \quad (\text{III.39})$$

De (III.22), (III.23), (III.31), (III.32) et (III.33), il résulte

$$\dot{V}_2 \leq 0 \quad (\text{III.40})$$

L'équation (III.36) peut être bornée par

$$\dot{V} \leq -s^T k_0 s - s^T k_1 \hat{G}(x, \theta_g^*) s \quad (\text{III.41})$$

A partir de l'hypothèse (III.1), $G(x)$ est une matrice définie positive, alors il est raisonnable de supposer que sa meilleure approximation $\hat{G}(x, \theta_g^*)$ est, au moins, semi-définie positive et, donc, (III.41) peut être simplifiée à :

$$\dot{V} \leq -s^T k_0 s \quad (\text{III.42})$$

D'où la bornitude de tous les signaux en boucle fermée et la convergence vers zéro de toutes les erreurs de poursuite.

Remarque III.2 [3]:

L'implantation de la loi de commande (III.21) est rendue indépendante de toutes phases d'initialisation par l'introduction du terme $k_1 \hat{G}(x, \theta_g^*)$. Cette modification a permis d'obtenir une nouvelle loi d'adaptation pour les paramètres θ_g (voir équation (III.30)) et, cette nouveauté est marquée par la présence du paramètre $k_1 s_j$. En effet, si on choisit $\theta_{gij}(0) = 0$ et $k_1 = 0$, le terme u_c va rester toujours égal à zéro, mais le choix $k_1 > 0$ permet d'éviter ce problème.

Remarque III.3 [3] :

La matrice de commande $G(x)$ est supposée définie positive, on peut rajouter un terme de commande linéaire, $u_l = k_2 s$ avec $k_2 > 0$, à la loi (III.20). Par conséquent, la nouvelle loi de commande est

$$u = u_c + u_r + u_l \quad (\text{III.43})$$

La dérivée temporelle de la fonction candidate peut être bornée comme suit :

$$\dot{V} \leq -s^T k_0 s - k_2 s^T G(x) s \quad (\text{III.44})$$

et puisque $G(x)$ est définie positive, alors le terme linéaire ajoute un terme négatif à la dérivée de la fonction candidate et, de ce fait, il contribue à l'amélioration des performances et de la robustesse du contrôleur adaptatif.

III.5 Résultats de simulation

L'objectif de la commande est de forcer la sortie du système q_1 et q_2 à suivre la trajectoire

$$\begin{aligned} y_{d1} &= 0.3 \sin(0.2\pi t) + 0.3 \sin(0.4\pi t) \\ y_{d2} &= 0.3 \sin(0.2\pi t) + 0.3 \sin(0.4\pi t) \end{aligned}$$

Dans cette section, teste cette approche de commande sur le modèle dynamique bras d'un robot manipulateur à deux degrés de liberté. Les équations dynamiques de ce système multivariable sont données par :

$$\begin{pmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{pmatrix}^{-1} \left\{ \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -h\dot{q}_2 & -h(\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \\ h\dot{q}_1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \end{pmatrix} \right\} \quad (\text{III.45})$$

Avec

$$M_{11} = a_1 + 2a_3 \cos(q_2) + 2a_4 \sin(q_2)$$

$$M_{22} = a_2$$

$$M_{12} = M_{22} = a_2 + a_3 \cos(q_2) + a_4 \sin(q_2)$$

$$h = a_3 \sin(q_2) - a_4 \cos(q_2)$$

$$a_1 = I_1 + m_1 l_{c1}^2 + m_e l_{ce}^2 + m_e l_c^2$$

$$a_2 = I_e + m_e l_{ce}^2$$

$$a_3 = m_e l_1 l_{ce} \cos(\delta_e)$$

$$a_4 = m_e l_1 l_{ce} \sin(\delta_e)$$

Les valeurs suivantes pour les paramètres sont utilisées :

$$m_1 = 1, m_e = 2, l_1 = 1, l_{c1} = 0.5, l_{ce} = 0.6, I_e = 0.25, I_1 = 0.12, \delta_e = 30^\circ$$

Posons

$$y = [q_1, q_2]^T, u = [u_1, u_2]^T, x = [q_1, \dot{q}_1, q_2, \dot{q}_2]$$

$$F(x) = \begin{pmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \end{pmatrix} = M^{-1} \begin{pmatrix} -h\dot{q}_2 & -h(\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \\ h\dot{q}_1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \end{pmatrix}$$

$$G(x) = \begin{pmatrix} g_{11}(x) & g_{12}(x) \\ g_{21}(x) & g_{22}(x) \end{pmatrix} = M^{-1} = \begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{pmatrix}^{-1}$$

Le modèle dynamique du robot donné par (III.45) peut être réécrit sous la forme entrée-sortie

$$\ddot{y} = F(x) + G(x)u.$$

Les systèmes flous utilisés pour approcher $F(x)$ ont les variables $q_1, \dot{q}_1, q_2, \dot{q}_2$ comme entrées

et pour approcher $G(x)$ ont les variables q_1, q_2 comme entrées.

Les fonctions d'appartenance utilisent du type Gaussiennes :

$$\mu_{F_i^1}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i + 1.25}{0.6} \right)^2 \right], \mu_{F_i^2}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i}{0.6} \right)^2 \right],$$

$$\mu_{F_i^3}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - 1.25}{0.6} \right)^2 \right], \quad i = 1, \dots, 4$$

Les conditions initiales sont choisies comme suit :

$$x(0) = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T, \theta_f(0) = 0, \theta_g(0) = 0,$$

$$\lambda_1 = 10, \lambda_2 = 10, k_0 = \begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}, k_1 = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}, \sigma_0 = 0.1, \varepsilon_0 = 0.1, \eta_{fi} = 0.5, \eta_{gij} = 0.5,$$

$$\gamma_f = 0.001, \gamma_g = 0.001, \hat{\varepsilon}_{fi}(0) = 0, \hat{\varepsilon}_{gij}(0) = 0, \eta_0 = 0.001, \delta(0) = 1$$

La figure (III.1) illustre les résultats de simulation :

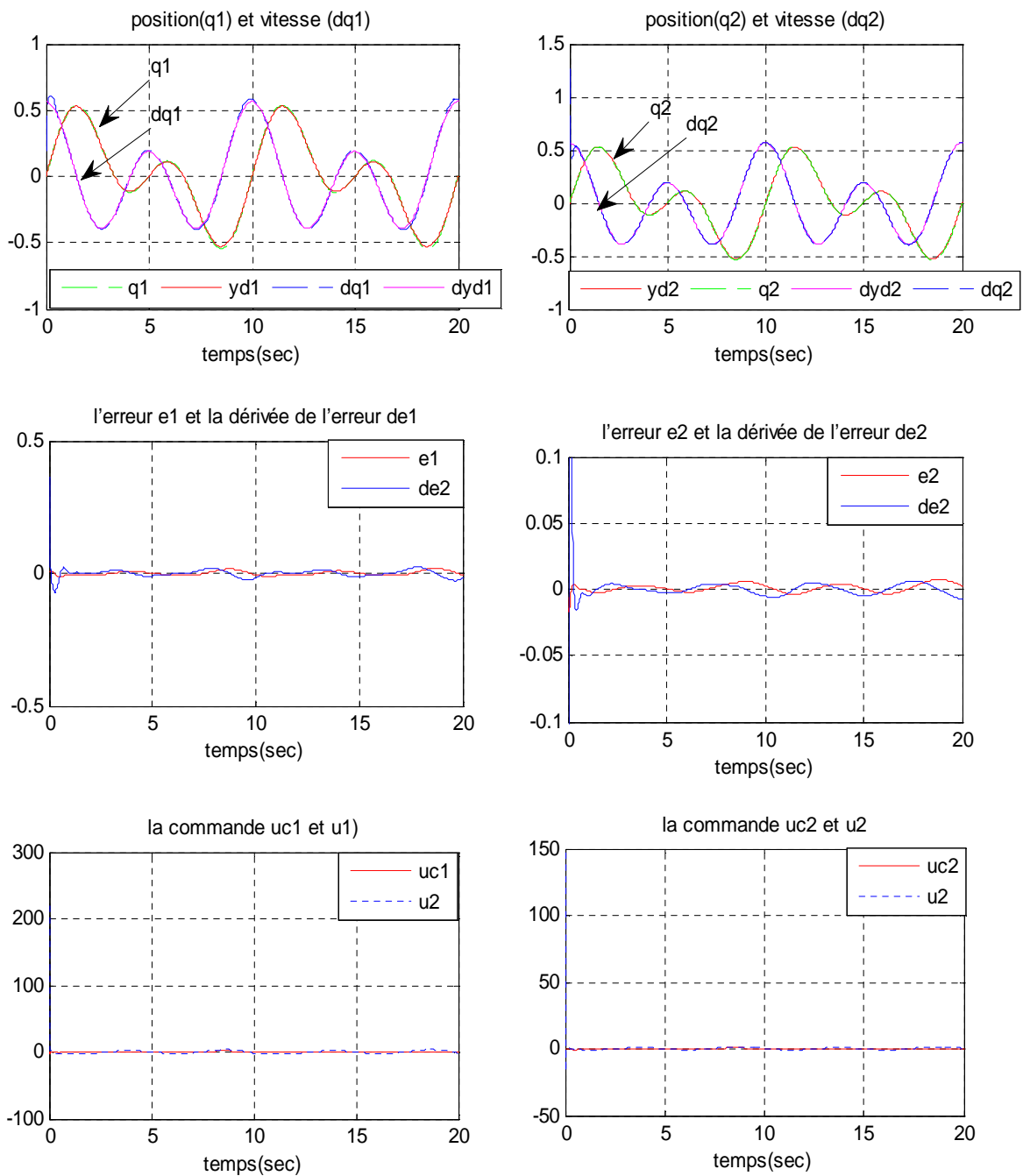


Figure III.1 Résultats de simulation.

Interprétations des résultats :

La Figure (III.1) montre les résultats de simulation obtenus par le contrôleur adaptatif flou. Ces résultats montrent que les performances de poursuite sont suffisamment bonnes et tous les signaux du système en boucle fermée sont bornés.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, une commande adaptative floue indirecte a été développée pour une classe des systèmes non linéaires multivariables MIMO. Les systèmes flous sont utilisés pour approcher la dynamique inconnue du système, l'utilisation d'un inverse régularisé pour éviter le problème de singularité de la loi de commande. L'approche de commande proposée n'exige pas la connaissance du modèle du système, et garantit la bornitude de tous les signaux dans le système bouclé et assure la convergence vers zéro des erreurs de poursuite.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le thème de recherche présenté dans ce mémoire concerne le développement de stratégies de commande adaptatives utilisant les systèmes flous pour les systèmes non linéaires avec des non linéarités inconnues. Nous nous sommes intéressés particulièrement aux systèmes non linéaires dits linéarisables par bouclage. Le facteur commun de toutes les techniques de commande proposées est l'utilisation des systèmes flous pour l'approximation des dynamiques inconnues des systèmes dans certains cas (approches indirectes),

Tout au long de ce mémoire, en s'appuyant sur leur propriété d'approximation universelle et leur capacité de manipuler des données numériques aussi bien que linguistiques, les systèmes flous ont été utilisés comme des éléments de base pour estimer les non-linéarités inconnues du système. La stabilité du système en boucle fermée ainsi bien que la robustesse des structures de commandes ont été étudiées par l'approche de Lyapunov. L'apport bénéfique de ces méthodologies de commande réside dans leur simplicité de mise en œuvre, car aucune information sur la non-linéarité du système n'est nécessaire pour leur implémentation.

Dans le premier chapitre, une recherche bibliographique a été faite dont le but d'étudier les systèmes flous. Quelques lemmes et théorèmes indispensables pour la synthèse des lois de commandes sont également donnés et commande adaptative floue et l'analyse de la stabilité.

Dans le deuxième chapitre, une approche de commande adaptative floue est proposée, pour résoudre le problème de méconnaissance de signe de gain de commande, la technique de Nussbaum a été utilisée pour estimer le signe. Cette approche a répondu avec efficacité face aux systèmes non affines, avec l'utilisation du théorème de la valeur moyenne pour convertir le système non affine en système affine lors de la conception de la commande. Les résultats de simulation effectuée sur un système non affine ont montré la capacité de cette approche

proposée pour la commande en poursuite des systèmes non linéaires SISO à dynamique inconnue.

Dans le chapitre trois, la commande adaptative floue des systèmes non linéaires multivariables MIMO incertains est présentée. Dans ce schéma de commande, les systèmes flous sont utilisés pour approcher la dynamique inconnue du système et la loi de commande comporte deux termes : un terme de commande floue adaptatif et un terme de robustification pour remédier au problème des erreurs de reconstruction. L'approche de commande proposée n'exige pas la connaissance du modèle du système, garantit la bornitude de tous les signaux dans le système bouclé et assure la convergence vers zéro des erreurs de poursuite. De plus, cette approche évite le problème de singularité de la loi de commande par l'utilisation d'un inverse régularisé, et autorise l'initialisation par zéro de tous les paramètres ajustés des approximateurs flous, et par conséquent n'exige pas de connaissance a priori sur les valeurs désirées de ces paramètres. Un modèle de manipulateur ont montré la capacité des contrôleurs proposés pour la commande en poursuite des systèmes non linéaires multivariables à dynamique inconnue.

A l'issue de ce travail, des nouvelles perspectives de recherche parmi lesquelles nous citons:

- L'extension des approches adaptatives floues développées dans ce mémoire, à des systèmes MIMO avec la technique de Nussbaum.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] S Doudou, «Approche floue pour la commande des systèmes non linéaires non affines», Thèse de magistère, universite farhat abbas setif ,2008.
- [2] L.X. Wang, « Fuzzy systems are universal approximators », IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp. 1163–1170, San Diego, 1992.
- [3] S.LABIOD«Contribution à la Commande Adaptative Floue des Systèmes Non Linéaires» thèse de Doctorat, ENP, Algérie, 2005.
- [4] Hamid Ouakka «Contribution à l'identification et la Commande Floue d'une Classe de Systèmes Non Linéaires» thèse de Doctorat, université sidi Mohamed ben Abdellah ,Morcs 2009.
- [5] BEZZAOUCHA Souad «différents stratégies de command floue appliquées a une colonne a 'absorption» Thèse de magistère, ENP Algérie, 2007.
- [6] Yassar NAKOULA «apprentissage des modèles linguistiques flou par jeu de regels poderees» thèse de Doctorat, université de savoie, 1997.
- [7] Reda BOUKEZZOULA«commande floue d'une classe des systemes non linéaires: application au problème de suivi de trajectoire» université de savoie, 2000.
- [8] Yan-Jun Liu, Zhi-Feng Wang, « Adaptive fuzzy controller design of nonlinear systems with unknown gain sign », Nonlinear Dyn, vol. 58, pp. 687–695, 2009.
- [9] A. Boulkroune « Commande floue adaptative avec et sans observateur des systèmes non linéaires incertains », thèse de Doctorat, ENP, Algérie, 2009.
- [10] http://en.wikipedia.org/wiki/Young%27s_inequality .
- [11] OULMAS Youssef «Commande Adaptative Floue de la Position et de l'Orientation des robots Manipulateurs» Mémoire de Magister, ENP Algérie, 2006.
- [12] A. Boulkroune, M. Msaad, H. Chekrib, « Design of a fuzzy adaptive controller for MIMO nonlinear time-delay systems with unknown actuator nonlinearities and unknown control direction », Information sciences, vol. 180, pp. 5041–5059, 2010.
- [13] W.Shi , M. Zhang, W.Guo, L.Guo «Stable adaptive fuzzy control for MIMO nonlinear systems»,Computers and Mathematics with Applications ,62,pp. 2843–2853,2011.
- [14] L.X. Wang, « Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis». Prentice-Hall, Englewood Clifs, NJ, 1994.