

# 產學合作案結案報告書

華電子 104 產學字 005 號

## 應用於機械手臂控制的人工智 慧系統之研發

甲方：北瀚科技股份有限公司

乙方：中華學校財團法人中華科技大學

電子工程系

計劃主持人：陳俊勝



## 目次

圖次	III
摘要	IV
第一章 研究緣起與背景	1
第一節 研究緣起	1
第二節 機械手臂簡介	4
第三節 機械手臂應用	4
第二章 強健智慧型控制器設計	5
第一節 多輸出入問題形成	5
第二節 模糊類神經網路描述	6
第三節 智慧型控制器設計	8
第四節 機械手臂模擬結果	12
第三章 結論	20

參考書目 . . . . . 21

## 圖次

圖 2.1 滑動模式示意圖	6
圖 2.2 模糊類神經組態	8
圖 2.3 雙節的機械手臂系統示意圖	13
圖 2.4 關節 1(實線)與關節 2(虛線)的參考輸出	14
圖 2.5 關節的追蹤誤差在具邊界層(實線)與無邊界層(虛線)	15
圖 2.6 關節 1 的相位面狀態軌跡	16
圖 2.7 關節 2 的相位面狀態軌跡	17
圖 2.8 關節 1 的滑動面變異	18
圖 2.9 關節 2 的滑動面變異	19

## 摘 要

關鍵詞：機械手臂、適應性、模糊系統、非線性、類神經網路

### 一、研究緣起

由於科技不斷的快速進步，大幅改善了人類生活的舒適程度及提高了交通便捷性，也因此使系統之設備規模、複雜程度及可能造成的災害也大幅的提高。隨著時代的進步，電子控制的應用佔據生活的極大部分，像是許多工廠的機房配備、冷氣、洗衣機、電風扇等，尤其近年來講求環保議題，為達節能省電，有些家庭還配備了自動的燈具、冷氣及總電源的開啟與關閉等。機械手臂運動系統為一個複雜且非線性的系統，其數學模型難以被建立或估測出來。因此如何有效的針對此類不確定模型非線性系統發展不必使用數學模式的控制器設計方法是很重要的問題。在真實的工業用動態控制系統，大都是由不同類型的致動器和機構所組成，在實際系統控制過程中會因相互交連、非線性或結構變化等複雜的因素，不易由以解析的方法推導動態數學模式來實現控制器。本計畫在探討機械手臂運動系統的控制方法，對於達到高性能的閉迴路系統，控制系統設計的好壞，嚴重的影響其性能。傳統的控制系統設計，需仰賴系統的數學模型精確與否；或者雖然透過某些機構的安排配合制動器與感測器的選擇，可以將運動系統設計成具有簡單的線性特性。但一方面仍需要對特性偏移的範圍作定性及定量上的界定，另一方面則無法充分發揮系統原有的性能。由於不易以合理近似的數學模型來設計非線性系統的控制系統，

本研究計畫以智慧型控制策略來控制此機械手臂運動系統並且評估其控制性能。混合可適性模糊類神經控制器的控制方法，以解決不確定性系統追蹤控制的問題。

## 二、研究方法及過程

首先做受控運動系統的區分與基本性質的探討。目前常見的運動系統在何種實際操作環境下需要考慮非線性？或者是當效能的規格要求提高到一定程度後，非線性的效應便會浮現？針對系統分別提出不需數學模型及需要數學模型之控制法則，這些控制法則分別採用模糊控制器為主控制器與當成不確定量的估測器。目前使用中的機械手臂運動控制系統有些是用線性的方法所設計，那麼什麼樣的運動系統或是在那種實際操作環境下需要考慮非線性？或者是當效能的規格要求提高到一定程度後，非線性的效應便會浮現？並針對業者其有興趣各式相關實現其整合型機械手臂技術提供意見。

繼而發展適應性智慧型控制器。首先介紹模糊控制器與類神經網路，並驗證這兩種控制器對於未知的非線性系統之適應性控制能力。並針對業者其有興趣各式相關實現其運動系統控制技術提供意見。主動搜尋可運用於運動系統的相關智慧型控制技術，提供業者參考。最後幫助業者以系統化方式實現運動系統的最佳智慧型控制方式。

## 三、重要發現

本計畫中，我們將一個新的智慧型控制器應用於雙軸的機械手臂系統。藉由模擬結果，此控制器確實降低了抖震的現象並獲得良好的追蹤性能。另外，控制器的穩定性也能得到實證。

#### 四、主要建議事項

本計畫雖然證明本方法有不錯的性能，但在設計的過程，也發現當模糊參數調整不當時，控制性能也會不理想。若能持續研究探討智慧型的控制方法，將可進一步提升不受外在干擾的影響，而使其更具競爭力。

## **ABSTRACT**

Keywords: Robot arm, Adaptive, Fuzzy system, Nonlinear, Neural network

This program presents fuzzy neural network controller for a class of robot arm system. An adaptive fuzzy controller based sliding mode control has been proposed for the robust trajectory tracking of MIMO control systems with unknown nonlinear dynamics. The core of this structure does not require knowledge of the system dynamics and parameters to compute the equivalent control, and an adaptive fuzzy system is developed to further compensate the system uncertainty and knowledge incompleteness. This proposed control system is integrating on fuzzy system technique and neural network brings the learning abilities of neural network to the fuzzy decision system to cope with the control of complex and ill-defined plant. The robust control is appended to assure that fuzzy neural network controller achieve a stable closed-loop system through Lyapunov stability theory. Finally, simulation results show that the effect of the approximation error on the tracking error can be attenuated efficiently by the proposed method.



# 第一章 研究緣起與背景

## 第一節 研究緣起

工業上許多實際系統都有複雜與不可預測的動態行為。因而若要結構化模型，將不可避免的須包含無法模型化的非線性與不確定的干擾，使得建立在準確數學模型的傳統控制系統策略較難獲得。近年來在不同的科學領域上，針對控機械手臂的研究已經引起廣大的興趣。混沌現象存在於如生物系統、電路系統、功率轉換器、化學反應等許多工程系統。混沌系統的變化會因一些不規則的震盪而不可預測，進而可能破壞實際的系統。對於達到高性能的閉迴路系統，控制系統設計的好壞，嚴重的影響其性能。傳統的控制器設計，需仰賴系統的數學模型精確與否；或者雖然透過某些機構的安排配合制動器與感測器的選擇，可以將運動系統設計成具有簡單的線性特性。但一方面仍需要對特性偏移的範圍作定性及定量上的界定，另一方面則無法充分發揮系統原有的性能。由於不易以合理近似的數學模式來設計非線性系統的控制器，因此 Slotine [1] 利用幾何代數推導出回授線性化所需的控制律雖然已經發展出完整的方法，但非線性系統因模式化相當困難而較難使用。雖然已有許多相關研究針對此一問題提出不同程度的解決方法，但由於在時變性、非線性模式化與輸出回授等許多條件的限制，使得以解析方法推導動態數學模式來設計控制器的傳統做法變成不切實際，因此如何有效的針對此類不確定模型非線性系統發展不必使用數學模式的控制器設計方法是很重要的問題。

對於達到高性能的閉迴路系統，控制系統設計的好壞，嚴重的影響其性能。傳統的控制器設計，需仰賴系統的數學模型精確與否；或者雖然透過某些機構的安排配合制動器與感測器的選擇，可以將運動系統設計成具有簡單的線性特性。但一方面仍需要對特性偏移的範圍作定性及定量上的界定，另一方面則無法充分發揮系統原有的性能。

由於不易以合理近似的數學模式來設計非線性系統的控制器，因此 Slotine [2]利用幾何代數推導出回授線性化所需的控制律雖然已經發展出完整的方法，但非線性系統因模式化相當困難而較難使用。雖然已有許多相關研究針對此一問題提出不同程度的解決方法，但由於在時變性、非線性模式化與輸出回授等許多條件的限制，使得以解析方法推導動態數學模式來設計控制器的傳統做法變成不切實際，因此如何有效的針對此類不確定模型非線性系統發展不必使用數學模式的控制器設計方法是很重要的問題。

基於非線性系統複雜且難以建構數學模型，以致於在控制器的設計上，對於追蹤控制的穩定性、響應精度、速度與強健性等等，往往都不盡理想。因此目前針對解決非線性問題的方法已有相當多的研究，常用的方法有：類神經網路(Neural Networks)、模糊控制(Fuzzy Control)、演化論(Evolutionism)、人工智慧(Artificial Intelligence)等。其中類神經網路的方法，已經受到廣泛的討論並大量的應用於各個領域。

類神經網路可以建構非線性的模型，模型的準確度高，且有良好的推廣性，對於未知的輸入亦可得到正確的輸出。再者可以接受不同種類的變數作為輸入，有極強的適應性與模型建構能力，並且應用的領域相當廣泛。因此有許多研究者用來辨認或是控制非線性的系統。但因為需要耗費相當長的時間去學習，因此只能適用於離線(off-line)時的操作[3]。在 1975 年由 Albus 提出一種類似人類小腦行為的類神經網路，稱之為小腦模式控制器(Cerebellar Mode Articulation Controller, CMAC) [4,5]。相較於傳統的類神經網路而言，CMAC 具有保證學習效果，可收斂至最小平方根誤差的最佳狀態，擁有良好的一般化能力(Generaliability)，數學運算簡單，學習速度快，且適合需要線上(on-line)學習或即時調整的實際應用；非常適合用來改善傳統類神經網路需要長時間學習且只能適用於離線時操作的缺點，並且常被應用於非線性的輔助控制上，學習控制系統、系統對映實現(System

mapping implementation)、函數近似法(Function approximation)等，如機械手臂控制[6-9]、機器人步行控制[10-12]等。

對具有模式未定非線性特性的系統而言，類神經與模糊邏輯網路是經常採用的適應性映射架構[13]。類神經控制早期多應用於模仿或系統鑑別，以專家或理想的控制器作為學習的對象，直接複製其映射關係，如果能成功地近似，便可產生一個反應更快速、經濟而不易出錯的替代品。模糊控制由於不須模型化的方式[14]，因此最近已被有系統的以合併專家知識的方法來發展。模糊控制也已延伸應用在真實的工業應用與消費者產品，而由專家知識所獲得的語法資訊可分為(1)以模糊控制規則描述於任何情況下的控制行為，(2)以模糊若...則...(IF-Then) 描述未知受控體的動態行為;這裡我們將直接合併語法式模糊控制規則到直接可適性模糊控制器。

解決非線性系統的進一步應用是適應控制問題 [14,15]，例如結構不明或運作原理複雜的系統等 [16]。非線性系統常無法直接由輸出誤差去調變控制網路中的權重參數，必須另以網路做系統鑑別來近似系統響應，再將誤差經由該結構已知的網路回傳至控制網路進行調變 [14]。此類非線性規劃問題可能有許多局部的最佳解，因此其穩定性及收斂性分析較為困難。另外可以將特定類別非線性網路中的權重參數表示成線性關係，由李亞普諾夫穩定理論導出調變律，配合全域的穩定化輔助控制，得到循軌誤差收斂的結果 [13,17,18]；相對的，網路結構的利用率也相對降低。整體而言，除了文獻 [15]中所使用的動態類神經網路以外，這類方法大多都需要完整的狀態回授，然而對於未定模式的非線性運動系統而言往往窒礙難行，所以此法仍有相當的改善空間。

## 第二節 機械手臂簡介

考慮 n 節機械手臂的動態模型可以 Lagrange 表示為

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{V}_m(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) + \mathbf{F}(\dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{T}_L(t) = \boldsymbol{\tau}(t) \quad (1)$$

此處  $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$  分別為關節 (joint) 位置，速度，與加速度向量； $\mathbf{M}(\mathbf{q}) \in \mathbf{R}^{n \times n}$  是慣性矩陣且為對稱與正定義； $\mathbf{V}_m(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \in \mathbf{R}^{n \times n}$  為科氏力 (centripetal-Coriolis) 矩陣； $\mathbf{G}(\mathbf{q}) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$  是重力向量； $\mathbf{F}(\dot{\mathbf{q}}) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$  代表靜態與動態的摩擦項； $\mathbf{T}_L(t) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$  是干擾與無法模型化動態特性向量，且  $\boldsymbol{\tau}(t) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$  是關節致動器轉矩控制向量。控制問題是求得控制律，使得狀態  $\mathbf{q}(t)$  能追蹤期望軌跡  $\mathbf{q}_d(t)$ 。近代國家建立以來，行政機能迭經變更，從早先的治安、國防及租稅作用，到晚近的各種經濟管制、環境及社會安全管制作用，乃至福利作用，現代國家無不積極介入，一肩挑起。

## 第三節 機械手臂應用

機械手臂 (robotic arm) 具有模仿人類手臂功能並可完成各種作業的自動控制裝置，此種機械手臂系統有多關節連結並且允許在平面或三度空間進行運動或使用線性位移移動。構造上由機械主體、控制器、伺服機構和感應器所組成，並由程式根據作業需求設定其一定的指定動作。機械手臂是應用範圍最廣泛的自動化機械裝置，在許多工業危險之組裝、噴漆、焊接、高溫鑄鍛等繁重工作，皆能以機器手臂取代人工作業。除了主要用於工業製造上，商業農業、醫療救援、娛樂服務、軍事保全甚至在太空探索等領域都可以發現其應用裝置。因此其控制技術發展為一重要課題，此亦為本研究之目的。

## 第二章 強健智慧型控制器設計

### 第一節 多輸出入問題形成

考慮多輸入多輸出非線性系統方程式可表示為

$$\mathbf{y}^{(r)} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{G}(\mathbf{x})\mathbf{u} + \mathbf{d}(\mathbf{x}, t) \quad (2)$$

其中  $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_m]^T$  與  $\mathbf{y}^{(r)} \equiv [y_1^{(r_1)}, \dots, y_m^{(r_m)}]^T$  分別為輸出向量與其導數， $\mathbf{r} = [r_1, \dots, r_m]$  且  $\sum_{i=1}^m r_i = n$  是系統相關的導數程度， $\mathbf{u} = [u_1, \dots, u_m]^T$  為控制的輸入， $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T = [y_1, \dots, y_1^{(r_1-1)}, y_2, \dots, y_m^{(r_m-1)}]^T$  為狀態向量， $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})]^T$ ， $\mathbf{G}(\mathbf{x}) = [\mathbf{g}_1(\mathbf{x}), \dots, \mathbf{g}_m(\mathbf{x})]$ ， $f_i(\mathbf{x})$  與  $\mathbf{g}_i(\mathbf{x}) = [g_{i1}(\mathbf{x}), \dots, g_{mi}(\mathbf{x})]^T$  是未知函數，其中  $g_{ii} > 0$ ， $i = 1, \dots, m$ 。

令  $\mathbf{y}_d = [y_{d1}, y_{d2}, \dots, y_{dm}]^T$  代表以之期望軌跡，決定控制器使的軌跡誤差為

$$\underline{\mathbf{e}} = [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_m]^T \quad (3)$$

其中  $\mathbf{e}_i = [e_i, \dot{e}_i, \dots, e_i^{(r_i-1)}]^T = [y_{di} - y_i, \dot{y}_{di} - \dot{y}_i, \dots, y_{di}^{(r_i-1)} - y_i^{(r_i-1)}]^T$ ， $i = 1, \dots, m$ ，將衰減至任意小的值。開始先在每個誤差空間定義滑動面，

$$\begin{aligned} \mathbf{s} &= [s_1, s_2, \dots, s_m]^T \\ &= \begin{bmatrix} e_1^{(r_1-1)} + \alpha_{11} e_1^{(r_1-2)} + \dots + \alpha_{1, (r_1-1)} e_1 \\ e_2^{(r_2-1)} + \alpha_{21} e_2^{(r_2-2)} + \dots + \alpha_{2, (r_2-1)} e_2 \\ \vdots \\ e_m^{(r_m-1)} + \alpha_{m1} e_m^{(r_m-2)} + \dots + \alpha_{m, (r_m-1)} e_m \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

且  $\Lambda_i = [\alpha_{i1}, \dots, \alpha_{i r_i}]^T \in R^{r_i}$  使得下列多項式的根

$$h_i(e_i) = e_i^{(r_i)} + \alpha_{i1} e_i^{(r_i-1)} + \dots + \alpha_{i, (r_i-1)} \dot{e}_i + \alpha_{i r_i} \quad (5)$$

皆在左半面， $i = 1, \dots, m$ 。假設系統已經處於滑動模式下，先選擇一個適當的滑動函數  $s = 0$ ，系統會在滑動函數的兩側不斷的切換最後慢慢的去逼近於原點，所以一個滑動函數的選擇會直接的影響到整個系統的響應快慢。選擇 Lyapunov 函數  $V_i = \frac{1}{2} s_i^T s_i$ ， $i = 1, \dots, m$ 。等效控制使得

每個狀態對系統穩定性的 Lyapunov 條件都成立[2]:

$$\frac{1}{2} \frac{d}{dt} (s_i^2) \leq -\eta_i |s_i|, \eta_i > 0, i=1, \dots, m \quad (6)$$

或以和表示:

$$\frac{1}{2} \frac{d}{dt} (s^T s) \leq -\sum_{i=1}^m \eta_i |s_i|, \eta_i > 0, i=1, \dots, m \quad (7)$$

當狀態軌跡進入此滑動模式時，必須沿著此滑動面慢慢逼近原點如圖 2.1 所示。

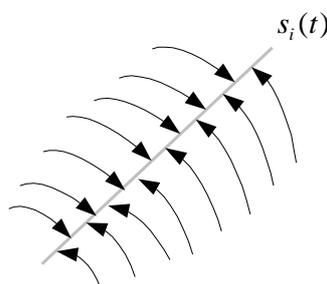


圖 2.1 滑動模式示意圖

滑動模式主要是由兩種控制器組成：一為等效控制  $u_{eq}$ ，是使系統維持在滑動線上的控制量；另一為碰撞控制  $u_h$ ，是為了克服外部的干擾和系統的參數變動的控制力，使系統軌跡朝向滑動線前進的控制力。因此控制律能表示為

$$u = u_{eq} + u_h \quad (8)$$

## 第二節 模糊類神經網路描述

模糊類神經網路為順向多層網路型式，是典型的將模糊邏輯系統建立在類神經網路[20]。模糊邏輯的基本結構包含四個主要成分：模糊化，模糊規則庫，模糊推論引擎與解模糊化[14]。模糊邏輯系統使用模糊 IF-THEN 規則來執行從輸入向量  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n$  到輸出

變數  $z \in R$ 。非線性系統能以下列  $N$  個語法規則來控制

$$R^{(l)} : \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^l \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^l \text{ THEN } z \text{ is } B^l \quad (9)$$

此處  $l=1, \dots, N$ ,  $x_k$  是模糊系統的輸入變數，其中  $k=1, 2, \dots, n$ ,  $z$  是模糊系統的輸出變數； $A_k^l$  與  $B^l$  分別是前件模糊邏輯集合與後件模糊邏輯集合，而  $A_k^l$  與  $B^l$  語法項特性能以對應的歸屬函數  $\mu_{A_k^l}(x_k)$  與  $\mu_{B^l}(z)$  來代表。模糊邏輯系統若使用中心平均解模糊、乘積推論、單一值模糊化，則能表示為[14]

$$\begin{aligned} z(\mathbf{x}) &= \frac{\sum_{l=1}^N \mu^l(\mathbf{x}) \cdot q^l}{\sum_{l=1}^N \mu^l(\mathbf{x})} \\ &= \boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (10)$$

此處  $\mu^l(\mathbf{x}) = \prod_{k=1}^n \mu_{A_k^l}(x_k)$  是第  $l$  條規則匹配的程度， $N$  是全部 IF-THEN 規則的數目，且  $q$  是第  $l$  條規則在後件歸屬函數  $\mu_{B^l}(q^l) = 1$  時的中心， $\boldsymbol{\theta} = [q^1, \dots, q^N]^T$  是可調整參數向量， $\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}) = [\xi_1(\mathbf{x}), \dots, \xi_N(\mathbf{x})]^T$  是模糊基底函數且  $\xi_l$  定義為

$$\xi_l(\mathbf{x}) = \frac{\prod_{k=1}^n \mu_{A_k^l}(x_k)}{\sum_{l=1}^N \left( \prod_{k=1}^n \mu_{A_k^l}(x_k) \right)} \quad (11)$$

圖 2.2 所示是模糊類神經網路的架構，總共有四層。第 1 層的節點是輸入節點，代表輸入語法式變數  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 。第 2 層的節點代表各自的語法式變數之歸屬函數項。第 3 層的每個節點執行模糊規則，第 1 條推論前件部份的實際值能從(3)式推得。在第 4 層，模糊類神經網路的輸出能以(10)式表示。

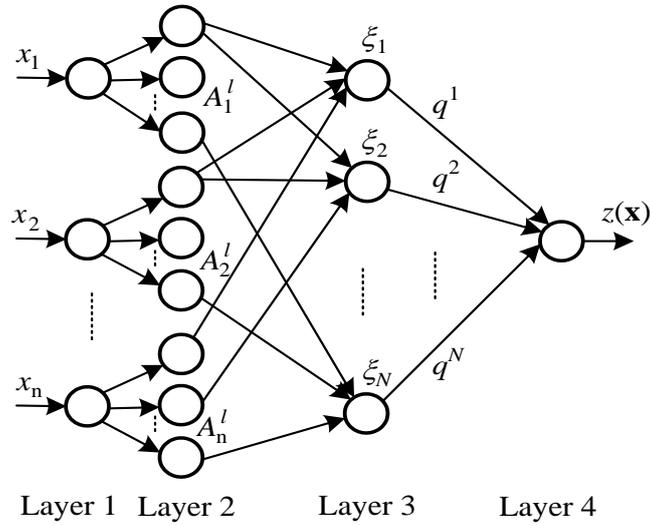


圖 2.2. 模糊類神經網路組態

### 第三節 智慧型控制器設計

考慮非線性系統(2)且滑動面定義在(4)。當系統在逼近條件時是屬於連續的軌跡，但是一旦進入了滑動模式時卻變成高頻率的震盪現象，因此將它看成是一個連續的軌跡，卻是由不連續的切換條件所構成，在連續的逼近條件和不連續的滑動模式下，把一個連續的最佳控制  $u^*$  加入，使得在滑動模式時也會是連續的。而從(5)的滑動函數一次微分可得出

$$\begin{aligned}
\dot{\mathbf{s}} &= [\dot{s}_1 \ \dot{s}_2 \ \cdots \ \dot{s}_m]^T \\
&= \begin{bmatrix} e_1^{(r_1)} + \alpha_{11}e_1^{(r_1-1)} + \cdots + \alpha_{1,(r_1-1)}\dot{e}_1 \\ e_2^{(r_2)} + \alpha_{21}e_2^{(r_2-1)} + \cdots + \alpha_{2,(r_2-1)}\dot{e}_2 \\ \vdots \\ e_m^{(r_m)} + \alpha_{m1}e_m^{(r_m-1)} + \cdots + \alpha_{m,(r_m-1)}\dot{e}_m \end{bmatrix} \\
&= \mathbf{y}_d^{(r)} - \mathbf{y}^{(r)} + \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{r_1-1} \alpha_{1i}e_1^{(r_1-i)} \\ \sum_{i=1}^{r_2-1} \alpha_{2i}e_2^{(r_2-i)} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{r_m-1} \alpha_{mi}e_m^{(r_m-i)} \end{bmatrix} \\
&= \mathbf{y}_d^{(r)} - \mathbf{f}(\mathbf{x}) - G(\mathbf{x})\mathbf{u} - \mathbf{d}(\mathbf{x}, t) + \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{r_1-1} \alpha_{1i}e_1^{(r_1-i)} \\ \sum_{i=1}^{r_2-1} \alpha_{2i}e_2^{(r_2-i)} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{r_m-1} \alpha_{mi}e_m^{(r_m-i)} \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{12}$$

當  $\dot{\mathbf{s}} = 0$  時，可以算出等效控制  $\mathbf{u}^*$  為

$$\mathbf{u}^* = G^{-1} \left( \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{r_1-1} \alpha_{1i}e_1^{(r_1-i)} \\ \sum_{i=1}^{r_2-1} \alpha_{2i}e_2^{(r_2-i)} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{r_m-1} \alpha_{mi}e_m^{(r_m-i)} \end{bmatrix} - \mathbf{f}(\mathbf{x}) - \mathbf{d}(\mathbf{x}, t) + \mathbf{y}_d^{(r)} + \mathbf{K} \operatorname{sgn}(\mathbf{s}) \right). \tag{13}$$

將  $\mathbf{u}^*$  代入(12)，可得  $\dot{\mathbf{s}} = -\mathbf{K} \operatorname{sgn}(\mathbf{s})$ 。因此，滿足滑動條件(6)。

由於  $\mathbf{f}$  與  $G$  都是未知，只能以估計值  $\hat{\mathbf{f}}$  與  $\hat{G}$  取代。因此定義控制  $\mathbf{u} = \hat{\mathbf{u}}_{eq} + \mathbf{u}_h$ ，其中等效控制是

$$\hat{\mathbf{u}}_{eq} = \hat{G}^{-1} \left( \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{r_1-1} \alpha_{1i}e_1^{(r_1-i)} \\ \sum_{i=1}^{r_2-1} \alpha_{2i}e_2^{(r_2-i)} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{r_m-1} \alpha_{mi}e_m^{(r_m-i)} \end{bmatrix} - \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}) + \mathbf{y}_d^{(r)} + \mathbf{K} \cdot (\mathbf{D} + \boldsymbol{\eta}) \cdot \operatorname{sgn}(\mathbf{s}) \right) \tag{14}$$

其中  $\mathbf{D} = \operatorname{Diag}[D_i]$ ， $\boldsymbol{\eta} = \operatorname{Diag}[\eta_i]$ ， $i = 1, \dots, m$  且碰撞控制  $\mathbf{u}_h = \hat{G}^{-1} \tilde{\mathbf{u}}_h$ 。

定義參數  $\theta_i^* \in \mathbf{R}^N$  與  $\mathcal{G}_{ij}^* \in \mathbf{R}^N$  使得最佳近似是

$$\begin{aligned}
\theta_i^* &\equiv \arg \min_{\theta_i \in \Omega_{\theta_i}} [\sup_{\mathbf{x} \in \Omega_x} |f_i(\mathbf{x}) - \hat{f}_i(\mathbf{x}, \theta_i)|] \\
\mathcal{G}_{ij}^* &\equiv \arg \min_{\mathcal{G}_{ij} \in \Omega_{\mathcal{G}_{ij}}} [\sup_{\mathbf{x} \in \Omega_x} |g_{ij}(\mathbf{x}) - \hat{g}_{ij}(\mathbf{x}, \mathcal{G}_{ij})|]
\end{aligned}$$

此處  $\Omega_{\theta_i}$  與  $\Omega_{\mathcal{G}_{ij}}$   $\theta_i$  與  $\mathcal{G}_{ij}$  的限制級核， $i, j=1, \dots, m$ ，定義為  $\Omega_{\theta_i} = \{\theta_i : |\theta_i| \leq M_{\theta_i, Max}\}$  與  $\Omega_{\mathcal{G}_{ij}} = \{\mathcal{G}_{ij} : |\mathcal{G}_{ij}| \leq M_{\mathcal{G}_{ij}, Max}\}$ ，其中  $M_{\theta_i, Max}$  與  $M_{\mathcal{G}_{ij}, Max}$  由設計者指定。模糊邏輯系統  $\hat{f}_i(\mathbf{x}, \theta_i)$  與  $\hat{g}_{ij}(\mathbf{x}, \mathcal{G}_{ij})$  是

$$\hat{f}_i(\mathbf{x}, \theta_i) = \theta_i^T \cdot \Psi_f(\mathbf{x}) = \Psi_f^T(\mathbf{x}) \cdot \theta_i \quad (15)$$

$$\hat{g}_{ij}(\mathbf{x}, \mathcal{G}_{ij}) = \mathcal{G}_{ij}^T \cdot \Psi_g(\mathbf{x}) = \Psi_g^T(\mathbf{x}) \cdot \mathcal{G}_{ij} \quad (16)$$

其中  $\Psi_f(\mathbf{x})$  與  $\Psi_g(\mathbf{x})$  是模糊基底向量， $\theta_i$  與  $\mathcal{G}_{ij}$  是對應的模糊邏輯系統參數。因此(12)能重寫為

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{s}} &= \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{r_1-1} \alpha_{1i} e_1^{(r_1-i)} \\ \sum_{i=1}^{r_2-1} \alpha_{2i} e_2^{(r_2-i)} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{r_m-1} \alpha_{mi} e_m^{(r_m-i)} \end{bmatrix} - \mathbf{f}(\mathbf{x}) - G(\mathbf{x})[\hat{\mathbf{u}}_{eq} + G^{-1}\tilde{\mathbf{u}}_h] + [\hat{G}(\mathbf{x})\hat{\mathbf{u}}_{eq} - \hat{G}(\mathbf{x})\hat{\mathbf{u}}_{eq}] - \mathbf{d}(\mathbf{x}, t) + \mathbf{y}_d^{(r)} \\ &= [\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}, \underline{\theta}) - \mathbf{f}(\mathbf{x})] + [\hat{G}(\mathbf{x}, \underline{\mathcal{G}}) - G(\mathbf{x})]\hat{\mathbf{u}}_{eq} - \tilde{\mathbf{u}}_h - \mathbf{d}(\mathbf{x}, t) - \mathbf{K} \cdot (\mathbf{D} + \boldsymbol{\eta}) \cdot \text{sgn}(\mathbf{s}) \\ &= [\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}, \underline{\theta}) - \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}, \underline{\theta}^*)] + [\hat{G}(\mathbf{x}, \underline{\mathcal{G}}) - \hat{G}(\mathbf{x}, \underline{\mathcal{G}}^*)]\hat{\mathbf{u}}_{eq} - [\mathbf{d}(\mathbf{x}, t) + \mathbf{K} \cdot \mathbf{D} \cdot \text{sgn}(\mathbf{s})] \\ &\quad + \boldsymbol{\zeta}_f + \boldsymbol{\zeta}_G \hat{\mathbf{u}}_{eq} - \tilde{\mathbf{u}}_h - \mathbf{K} \cdot \boldsymbol{\eta} \cdot \text{sgn}(\mathbf{s}) \\ &= \begin{bmatrix} \tilde{\theta}_1^T \Psi_f \\ \tilde{\theta}_2^T \Psi_f \\ \vdots \\ \tilde{\theta}_m^T \Psi_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{\mathcal{G}}_{11}^T \Psi_g & \tilde{\mathcal{G}}_{12}^T \Psi_g & \cdots & \tilde{\mathcal{G}}_{1m}^T \Psi_g \\ \tilde{\mathcal{G}}_{21}^T \Psi_g & \tilde{\mathcal{G}}_{22}^T \Psi_g & \cdots & \tilde{\mathcal{G}}_{2m}^T \Psi_g \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{\mathcal{G}}_{m1}^T \Psi_g & \tilde{\mathcal{G}}_{m2}^T \Psi_g & \cdots & \tilde{\mathcal{G}}_{mm}^T \Psi_g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{u}_{eq1} \\ \hat{u}_{eq2} \\ \vdots \\ \hat{u}_{eqm} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} K_1 \cdot \eta_1 \cdot \text{sgn}(s_1) \\ K_2 \cdot \eta_2 \cdot \text{sgn}(s_2) \\ \vdots \\ K_m \cdot \eta_m \cdot \text{sgn}(s_m) \end{bmatrix} \\ &\quad - \begin{bmatrix} d_1(t) + K_1 \cdot D_1 \cdot \text{sgn}(s_1) \\ d_2(t) + K_2 \cdot D_2 \cdot \text{sgn}(s_2) \\ \vdots \\ d_m(t) + K_m \cdot D_m \cdot \text{sgn}(s_m) \end{bmatrix} - \tilde{\mathbf{u}}_h + \boldsymbol{\zeta}_f + \boldsymbol{\zeta}_G \hat{\mathbf{u}}_{eq} \quad (17) \end{aligned}$$

此處  $\tilde{\theta}_i = \theta_i - \theta_i^*$ ， $\tilde{\mathcal{G}}_{ij} = \mathcal{G}_{ij} - \mathcal{G}_{ij}^*$  為參數近似誤差，最小近似誤差是  $\boldsymbol{\zeta}_f = \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x}, \underline{\theta}^*) - \mathbf{f}(\mathbf{x})$ ， $\boldsymbol{\zeta}_G = \hat{G}(\mathbf{x}, \underline{\mathcal{G}}^*) - G(\mathbf{x})$ ，且  $\underline{\theta} = [\theta_1, \dots, \theta_m]$ ， $\underline{\mathcal{G}} = [\mathcal{G}_{11}, \dots, \mathcal{G}_{1m}, \mathcal{G}_{21}, \dots, \mathcal{G}_{mm}]$ 。

**定理 1:** 考慮非線性系統(2)且控制器 (8)。追蹤誤差使用下列適應律與

碰撞控制：

$$\dot{\theta}_i = -s_i \beta_i \Psi_f \quad (18)$$

$$\dot{\mathcal{G}}_{ij} = -s_i \gamma_{ij} \Psi_g \hat{u}_{eqj} \quad (19)$$

$$\tilde{u}_{hi} = \text{sgn}(s_i) [ |f_i|_{\max} + \sum_{j=1}^m |g_{ij}|_{\max} \cdot |\hat{u}_j| + |y_{di}^{(r_i)}| + |\sum_{j=1}^{r_i-1} \alpha_{ij} e_i^{(r_i-j)}| + D_i ] \quad (20)$$

此處  $i, j=1, \dots, m$ 。在經過一些操作後， $V_i$  的時間導數可獲得為  $\dot{V}_i = s_i^T \dot{s}_i \leq 0$ 。

證明：

考慮 Lyapunov 函數

$$V = V_1 + V_2 + \dots + V_m \quad (21)$$

此處  $V_i = \frac{1}{2} (s_i^T s_i + \frac{1}{\beta_i} \tilde{\theta}_i^T \tilde{\theta}_i + \sum_{j=1}^m \frac{1}{\gamma_{ij}} \tilde{\mathcal{G}}_{ij}^T \tilde{\mathcal{G}}_{ij})$ 。經由  $\tilde{\theta}_i = \dot{\theta}_i$ ， $\tilde{\mathcal{G}}_{ij} = \dot{\mathcal{G}}_{ij}$  與

(17)，可獲得  $V$  的導數為

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dots + \dot{V}_m \quad (22)$$

此處

$$\begin{aligned} \dot{V}_i &= s_i^T \dot{s}_i + \frac{1}{\beta_i} \tilde{\theta}_i^T \dot{\tilde{\theta}}_i + \sum_{j=1}^m \frac{1}{\gamma_{ij}} \tilde{\mathcal{G}}_{ij}^T \dot{\tilde{\mathcal{G}}}_{ij} \\ &= s_i [ \tilde{\theta}_i^T \Psi_f + \zeta_{fi} + \sum_{j=1}^m (\tilde{\mathcal{G}}_{ij}^T \Psi_g + \zeta_{Gij}) \hat{u}_{eqj} - d_i(t) - K_i \cdot (D_i + \eta_i) \cdot \text{sgn}(s_i) - \tilde{u}_{hi} ] \\ &\quad + \frac{1}{\beta_i} \tilde{\theta}_i^T \dot{\tilde{\theta}}_i + \sum_{j=1}^m \frac{1}{\gamma_{ij}} \tilde{\mathcal{G}}_{ij}^T \dot{\tilde{\mathcal{G}}}_{ij} \\ &= \frac{1}{\beta_i} \tilde{\theta}_i^T [ s_i \beta_i \Psi_f + \dot{\tilde{\theta}}_i ] + \sum_{j=1}^m \frac{1}{\gamma_{ij}} \tilde{\mathcal{G}}_{ij}^T [ s_i \gamma_{ij} \Psi_g \hat{u}_{eqj} + \dot{\tilde{\mathcal{G}}}_{ij} ] + s_i \zeta_{fi} \\ &\quad - [ s_i d_i(t) + s_i K_i \cdot D_i \cdot \text{sgn}(s_i) ] - s_i K_i \cdot \eta_i \cdot \text{sgn}(s_i) + s_i \sum_{j=1}^m \zeta_{Gij} \hat{u}_{eqj} - s_i \tilde{u}_{hi} \end{aligned}$$

若選擇適應律  $\dot{\tilde{\theta}}_i = -s_i \beta_i \Psi_f$ ， $\dot{\tilde{\mathcal{G}}}_{ij} = -s_i \gamma_{ij} \Psi_g \hat{u}_{eqj}$  與選擇每個足夠大  $K_i$  使得  $|s_i K_i \cdot D_i \cdot \text{sgn}(s_i)| > |s_i d_i(t)|$ ，則

$$\dot{V}_i \leq s_i \zeta_{fi} + s_i \sum_{j=1}^m \zeta_{Gij} \hat{u}_{eqj} - s_i \tilde{u}_{hi} \quad (23)$$

此處  $\tilde{u}_{hi}$  與  $s_i$  有相同符號。

爲了完成模糊滑動控制器設計，必須使碰撞控制足夠驅使狀態軌跡朝滑動面逼近且建立追蹤誤差逐漸收斂。考慮 Lyapunov 函數

$$V_i = \frac{1}{2} s_i^2 \quad (24)$$

取(24)微分且使用(8)與(12)可得

$$\dot{V}_i = s_i(-f_i - \sum_{j=1}^m g_{ij} \hat{u}_{eqj} + \sum_{j=1}^{r_i-1} \alpha_{ij} e_i^{(r_i-j)} + y_{di}^{(r_i)} - d_i) - s_i \tilde{u}_{hi} \quad (25)$$

為確認(25)小於 0，選擇碰撞控制為

$$\tilde{u}_{hi} = \text{sgn}(s_i) [ |f_i|_{\max} + \sum_{j=1}^m |g_{ij}|_{\max} \cdot |\hat{u}_{eqj}| + |y_{di}^{(r_i)}| + \sum_{j=1}^{r_i-1} |\alpha_{ij} e_i^{(r_i-j)}| + D_i ]$$

則獲得不等式  $\dot{V}_i = s_i \dot{s}_i < 0$  且碰撞控制實際獲得穩定的糊滑動控制器。完成此證明。

## 第四節 機械手臂模擬結果

下面將把設計的模糊滑動控制器去控制含有外在未知擾動的雙節的機械手臂系統，以確認其模糊學習演算法與最後收斂至期望的動態特性。雙節的機械手臂系統圖 2.2 所示，系統的動態方程式

$$\begin{bmatrix} (m_1 + m_2)r_1^2 + m_2r_2^2 + 2m_2r_1r_2c_2 + J_1 & m_2r_2^2 + m_2r_1r_2c_2 \\ m_2r_2^2 + m_2r_1r_2c_2 & m_2r_2^2 + J_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -m_2r_1r_2s_2\dot{q}_1(\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \\ m_2r_1r_2s_2\dot{q}_2^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} ((m_1 + m_2)l_1c_2 + m_2l_2c_{12})g \\ (m_2l_2c_{12})g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix}$$

其中  $m_1, m_2, J_1, J_2, r_1 = 0.5l_1$  與  $r_2 = 0.5l_2$  是第一節與第二節的質量，慣性矩，半長度，以及縮短符號  $c_2 = \cos(q_2)$ ， $s_2 = \sin(q_2)$ ， $c_{12} \equiv \cos(q_1 + q_2)$  等。組合的磨擦力與外部矩干擾為

$$d_1 = 2.0 \sin(\dot{q}_1) + 2.5 \sin(\dot{q}_2) + 0.5 \sin(t)$$

$$d_2 = 5.0 \sin(\dot{q}_1) + 4.0 \sin(\dot{q}_2) + 0.4 \sin(t)$$

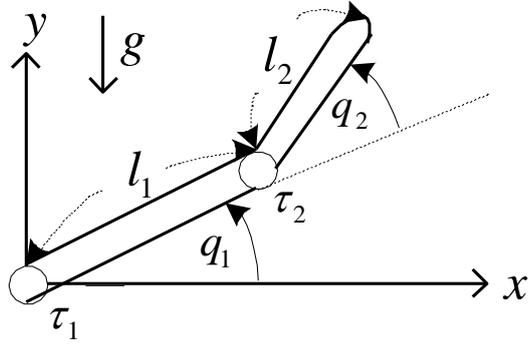


圖 2.3 雙節的機械手臂系統示意圖

在下面的實驗，雙節的機械手臂的動態特性與慣性參數分別選擇為  $l_1 = 2.04m$ ， $l_2 = 1.66m$ ， $J_1 = J_2 = 4.5kg \cdot m$ ， $m_1 = 0.60kg$ ， $m_2 = 7.02kg$ 。欲追蹤的期望軌跡如(4)式所示，其中的期望係數指定為  $\alpha_{i1} = 2$ ， $\alpha_{i2} = 1$ ， $i = 1, 2$ 。機械手臂指定的追蹤目標為關節旋轉：

$$q_{d1} = (2.5\pi/12) \cdot \sin t$$

$$q_{d2} = (3.75\pi/12) \cdot \cos t$$

起始狀態為  $q_1(0) = 0.5rad$ ， $q_2(0) = -0.3rad$ ， $\dot{q}_1(0) = 0 rad/sec$  與  $\dot{q}_2(0) = 0 rad/sec$ 。

在(18)，(19)與(20)式，設計參數指定為  $\gamma_i = 1.2$ ， $\beta_{ij} = 0.01$ ， $K_i = 1$ ， $D_i = 4$ ， $i, j = 1, 2$ 。狀態  $q_1$ ， $q_2$ ， $\dot{q}_1$  與  $\dot{q}_2$  (代表  $x_i$  的一般項)的歸屬函數定義為  $\{NB, NS, ZE, PB, PS\}$ ，其中

$$NB : 1/[1 + \exp(2.5(x_i + 0.4))],$$

$$NS : \exp(-2(x_i + 0.2)^2),$$

$$PB : 1/[1 + \exp(-2.5(x_i - 0.4))],$$

$$PS : \exp(-2(x_i - 0.2)^2),$$

$$ZE : \exp(-2x_i^2).$$

針對  $q_1(t)$  與  $q_2(t)$  的期望軌跡，追蹤誤差，相位面的狀態軌跡，與

滑動面的變異，如圖 2.4 至圖 2.9 所示。模擬結果顯示，使用建議的模糊滑動控制器在無邊界層與具邊界層，都能克服摩擦力、參數的不定性、無法模型化的動態特性、外部干擾等因素，有效的衰減追蹤誤差。

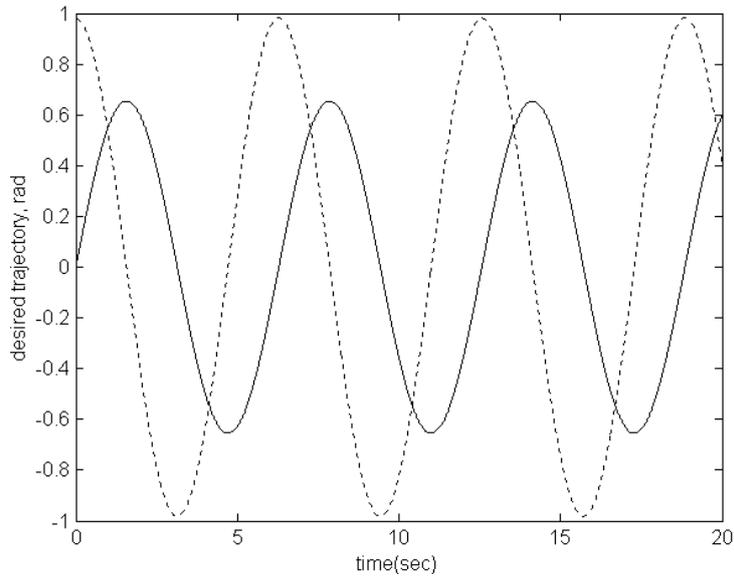
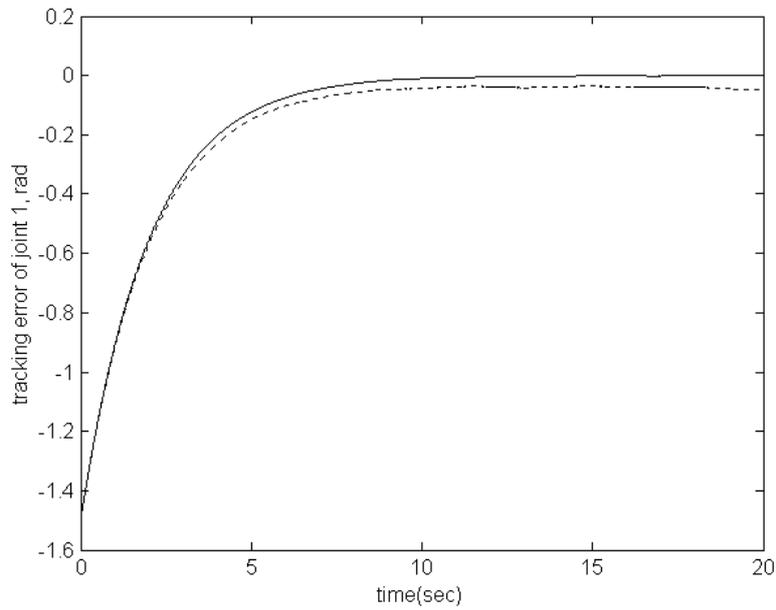
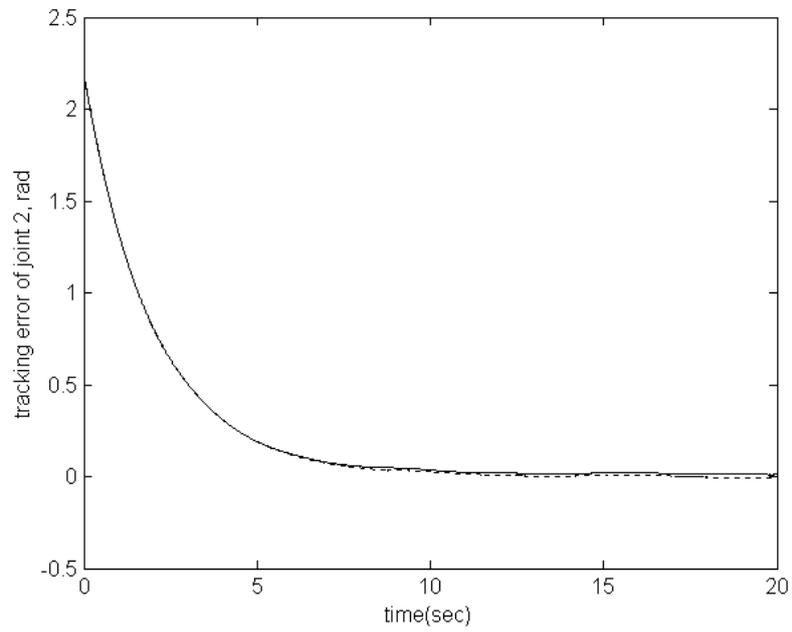


圖 2.4 關節 1(實線)與關節 2(虛線)的參考輸出

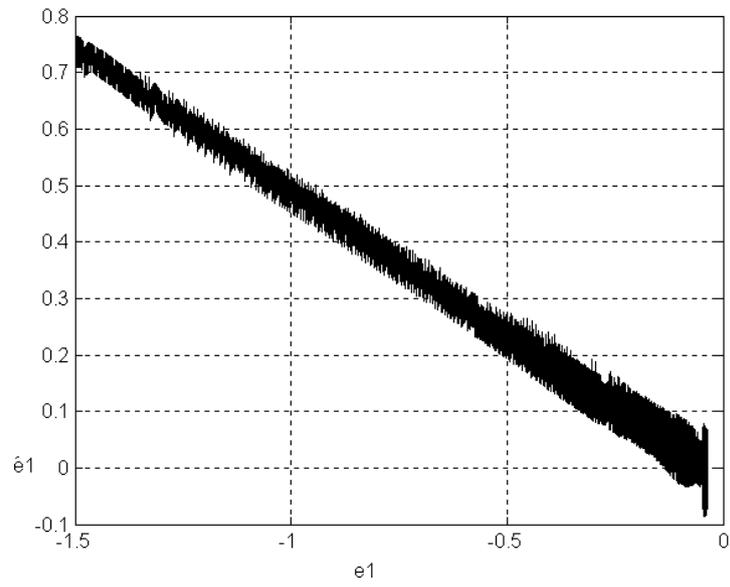


(a) 關節 1 的追蹤誤差

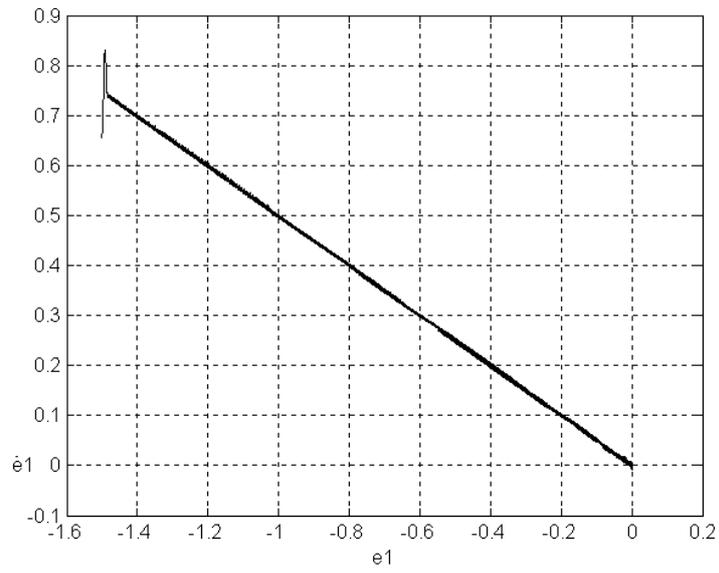


(b) 關節 2 的追蹤誤差

圖 2.5 關節的追蹤誤差在具邊界層(實線)與無邊界層(虛線)

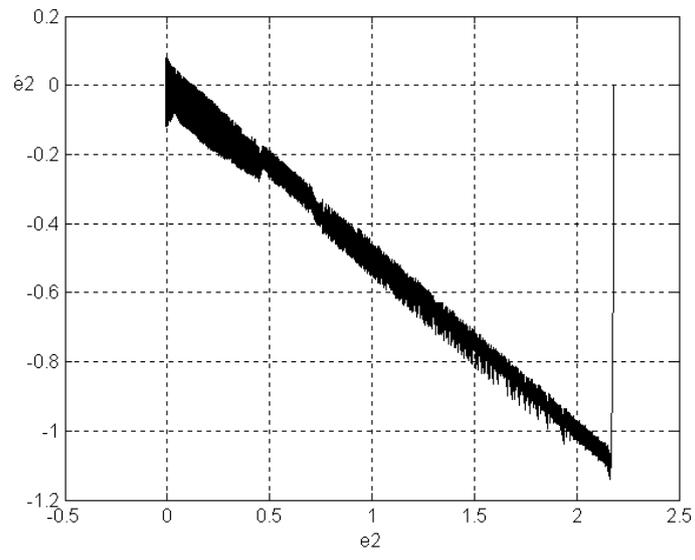


(a) 無邊界層的相位面狀態軌跡

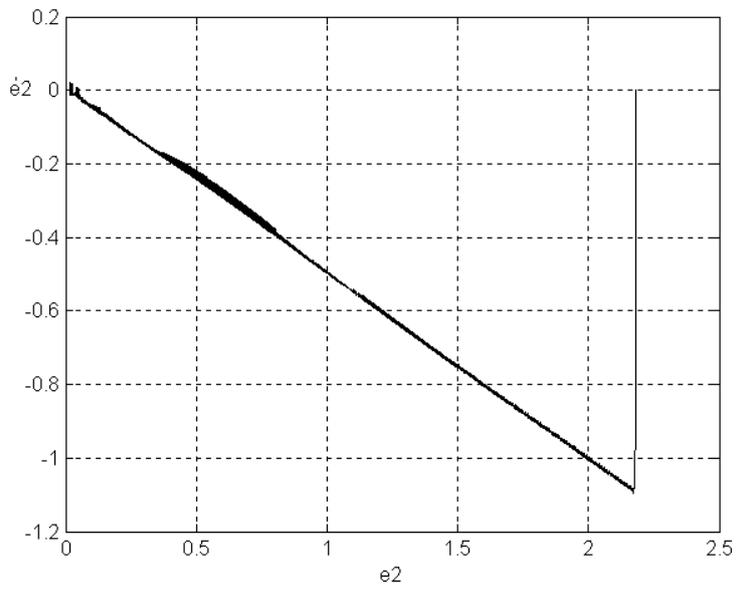


(a) 具邊界層的相位面狀態軌跡

圖 2.6 關節 1 的相位面狀態軌跡

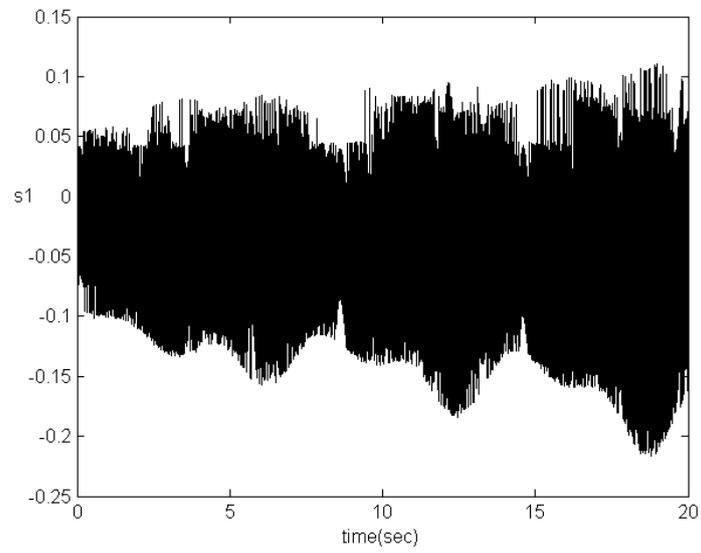


(a) 無邊界層的相位面狀態軌跡

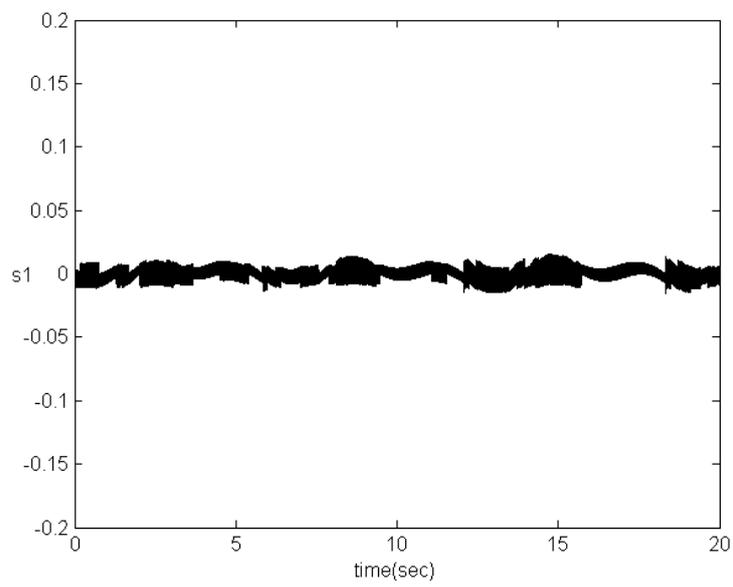


(a) 無邊界層的相位面狀態軌跡

圖 2.7 關節 2 的相位面狀態軌跡

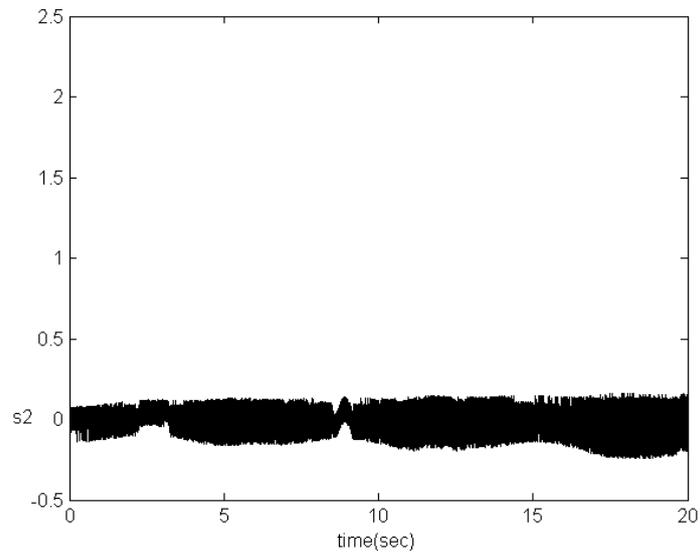


(a) 無邊界層的滑動面變異

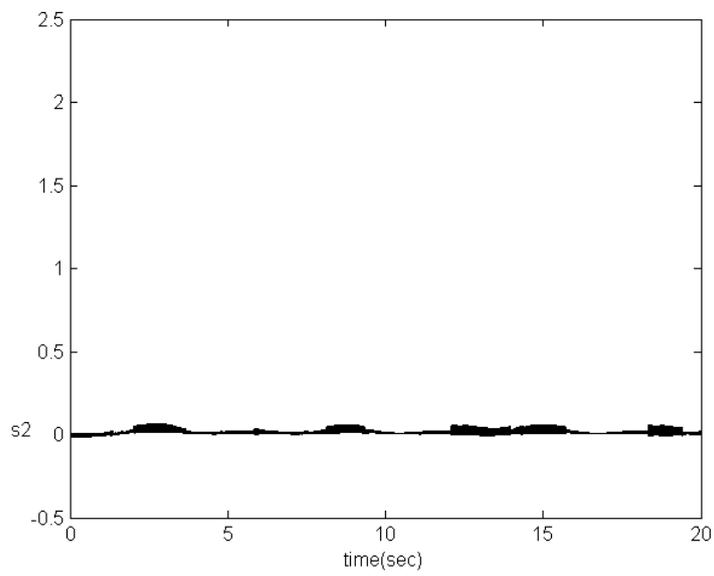


(b) 具無邊界層的滑動面變異

圖 2.8 關節 1 的滑動面變異



(a) 無邊界層的滑動面變異



(b) 具無邊界層的滑動面變異

圖 2.9 關節 2 的滑動面變異

## 第五章 結論

在研究中，建議以模糊類神經為基所形成的智慧型控制器來對未知的非線性動態做軌跡追蹤。當與模型相匹配時，整個控制系統相當於一個穩定的動態系統。模糊建模的誤差邊界可使用學習演算法來做為適應性估測，穩定法則是由 Lyapunov 函數所建立。所有的強健適應性結構顯示輸出的追蹤誤差最終可漸近收斂。就模糊控制而言，首先結構一個能附加指定規則權重裝置的多層模糊控制，其控制規則型式為「若 情況，則 控制輸入」，並能展開以模糊基底函數表示。然後在各子系統間串聯解耦合網路克服其交聯性，並經由學習演算法在後件歸屬函數使用自調裝置來調整模糊控制器。經由 Lyapunov 穩定準則分析，我們證明此三種智慧型控制器的整體穩定性，並可以保證追蹤誤差會收斂到一個小範圍。我們也把它們應用在剛體系統的控制上，用電腦模擬驗證了這些方法的可行性及效能。惟本結構雖能完成控制系統設計，但亦能更智慧型的方法來完成，因此後續計畫可再改進結構以達到此目的。

## 參考書目

- [1] J. J. Yan, K. K. Shyu and J. S. Lin, "Adaptive variable structure control for uncertain chaotic systems containing dead-zone nonlinearity", *Chaos, Solitons & Fractals*, Vol. 35, No. 2, pp.347-355, July 2005.
- [2] Slotine, J.-J. E. and W. Li, *Applied Nonlinear Control*, Prentice-Hall, Inc., 1991.
- [3] Thompson, D. E., and Kwon, S., "Neighborhood sequential and random training techniques for CMAC," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 6, No. 1, pp. 196-202, 1995.
- [4] Albus, J. S., "A new approach to manipulator control: The Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC)," *J. Dynamic Syst., Meas., Contr., Trans. ASME, Series G*, Vol. 97, No. 3, pp. 220-227, 1975.
- [5] Albus, J. S., "Data storage in the cerebellar model articulation controller (CMAC)," *J. Dynamic Syst., Meas., Contr., Trans. ASME, Series G*, Vol. 97, No.3, pp. 228-233, 1975.
- [6] A. Kharieb and B. A. White, "Robust output tracking for MIMO nonlinear systems an adaptive fuzzy systems approach, *Proc. IEEE Int. Conf. On Decision and Control*, 1995, pp. 274-278.
- [7] Handelman, D. A., and Lane, S. H., "Integrating neural networks and knowledge-based systems for intelligent robotic control," *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 103, pp.77-87, 1990.
- [8] Hwang, K. S., and Lin, C. S., "Smooth trajectory tracking of three-link robot: A self-organizing," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 285, pp. 680-692, 1998.
- [9] Young, K. Y., and Shiah, S. J., "An approach to enlarge learning space coverage for robot learning control," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, Vol. 54, No. 4, pp. 511-522, 1997.

- [10] Hu, J. J., and Pratt, G., "Self-organizing CMAC neural networks and adaptive Dynamic Control," *IEEE International Symposium on Control/Intelligent Systems and Semiotics 1999*, pp. 259-265, Cambridge, MA., 1999.
- [11] Kun, A. L., and Miller, W. T., "Adaptive dynamic balance of a biped robot using neural networks," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 1, pp. 240-245, 1996.
- [12] Miller, W. T., and Kun, A. L., "Unified walking control for a biped robot using neural networks," *IEEE International Symposium on Intelligent Systems and Semiotics (ISAS)*, pp. 283-288, 1998.
- [13] Werbos, P. J., "Neurocontrol and elastic fuzzy logic: capabilities, concepts, and applications," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, Vol. 40, pp. 170-180, 1993.
- [14] Wang, L.-X., "Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems," *IEEE Trans Fuzzy Systems*, Vol. 1, pp. 146-155, 1993.
- [15] Narendra, K.S. and Parthasarathy, K., "Identification and control of dynamical systems using neural networks," *IEEE Trans. Neural Network*, Vol. 2, pp. 252-262, 1991,.
- [16] Sastry, P. S., G. Santharam, and K. P. Unnikrishnan, "Memory neuron networks for identification and control of dynamical systems," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 5, pp. 306-319, 1994,.
- [17] Cui, X. and Shin, K. G., "Direct control and coordination using neural networks," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 23, pp. 686-697, 1993,.
- [18] Sanner, R. M. and J.-J. E. Slotine "Gaussian networks for direct adaptive control," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 3, pp. 837-863, 1992,.
- [19] Tzirkel-Hancock, E. and F. Fallside, "Stable control of nonlinear systems using neural networks," *Int. J. Robust Nonlinear Contr.*,

Vol. 2, pp. 63-86, 1992.

- [20] Y. G. Leu, T. T. Lee and W. Y. Wang, "On-line tuning of fuzzy-neural network for adaptive control of nonlinear dynamical systems," *IEEE Trans. System, Man, Cybernetics. B*, Vol. 27, No. 6, pp. 1034–1043, 1997.