遞迴式小波類神經模糊網路之動態系統判別

黃元瑞* 童景賢

南亞技術學院機械系

摘要

本文提出遞迴小波類神經模糊網路(Recurrent Wavelet Neuro-Fuzzy network)模式方法，該法係以遞迴小波類神經網路為推論機構。遞迴式類神經網路具備前饋和迴授兩種的網路特性，使得遞迴式類神經網路的輸出包含以前所輸出的資料，因此遞迴式類神經網路具有動態行為以及資料貯存的特性。並且遞迴式類神經網路是一種動態的映射結構，所以，對於未知模式的動態系統、系統參數的變化和外來負載的干擾等均能有效的鑑別。本研究以滾珠螺桿系統為非線性摩擦力之動態系統，經驗證顯示遞迴小波類神經模糊網路模式有良好之鑑別非線性系統之功能。

關鍵詞：小波、類神經模糊網路、遞迴式類神經網路

* Email : hyr@nanya.edu.tw Tel : 03-4361070-6302 Fax : 03-4384670

Identification of Dynamical System using Recurrent Wavelet Neuro-Fuzzy network

Yuan-Ruey Huang*, Jingsyan Torng

Department of Mechanical Engineering,

Nanya Institute of Technology,

Chungli , Taiwan, R.O.C.

Abstract

In this study, Recurrent Wavelet Neuro-Fuzzy Network (RWNFN) is proposed. RWNFN uses Recurrent Wavelet Neural networks as inferring mechanisms. Recurrent Wavelet Neural networks has two characters: feed forward and feedback. Therefore, the outputs of Recurrent Wavelet Neural network have the previous outputs of its own which make it as a dynamical mapping mechanism. Hence, RWNFN with dynamical mapping functions can identify nonlinear dynamical system effectively. In this paper, the ball-screw-driving system is used as a nonlinear frictional dynamic system. According to the modeling results, RWNFN can identify nonlinear dynamical system effectively.

Key Words: wavelet、neuro-fuzzy network、recurrent neural network

* Email : hyr@nanya.edu.tw Tel : 03-4361070-6302 Fax : 03-4384670

壹、前言

數十年來，類神經網路模型已被證明能模擬非線性系統之輸出與輸入之動態關係。經過良好訓練之類神經網路模型於系統模擬階段能被運用於系統伺服控制器之設計。近年來，許多類神經網路模型已被提出，Narendra 與 Parthasarthy [1]提出應用類神經網路進行系統鑑別及動態系統控制之相關理論，主要利用類神經網路之非線性函數映射功能模擬系統之輸出與輸入之動態關係。但是這只是靜態前饋式多層類神經網路，其神經元無記憶以前之輸出的功能。遞迴式類神經網路則具有外部迴饋與內部狀態迴饋功能。外部迴饋是將模型以前之輸出迴饋至模型之輸入，然而內部狀態迴饋是神經元之輸出激發值結合神經元以往之激發值，因此遞迴式類神經網路可記憶系統以前之輸出，並可獲得系統之輸出與輸入之動態關係。因此被廣泛運用於語音辨認[2]、適應性控制[3,4]等。雖然如此但是遞迴式類神經網路仍然具有訓練收斂速度慢之缺點。況且類神經網路無法處理定性的知識與邏輯推論。

Zadeh[5]於 1965 年提出模糊集合(fuzzy set)概念。於 1985 年 Takagi 與 Sugeno [6]以系統之實際輸入輸出資料，運用模糊邏輯建立一個由許多線性區域模型所組成之模糊邏輯模型，稱之為 Takagi-Sugeno-Kang (TSK)模糊模型。於 TSK 模型將整個非線性系統轉換為模糊輸入空間的線性子系統，並以線性子系統對整個非線性系統之各個區域系統作鑑別。模糊邏輯主要以模糊集合與模糊法則(if-then rules)為主。模糊邏輯雖可模擬非線性系統[7-9]，但是它缺少準確的定量分析與數值校正的學習能力。類神經模糊網路則包含模糊邏輯具透明度與類神經網路具學習能力之優點[10,11]。

Zhang 與 Morris [12]以遞迴式類神經模糊網路預測系統未來之輸出，他們將遞迴式類神經模糊網路之輸出迴饋至網路本身形成動態之模糊網路。Panchariya et al.[13]與 Zhang [14]利用類神經模糊網路穫得良好的系統鑑別模型。Wu 與 Er [15]整合模糊邏輯與類神經網路以穫得動態系統之非線性模型。Jang [16,17]提出適應性類神經模糊推論系統(**ANFIS**-Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)將模糊推論系統架構於類神經網路上，利用誤差倒傳遞學習演算法與最小平方法以修正適應性類神經模糊推論系統之係數，使其充分發揮對系統之不確定性之處理能力，同時具有學習與調整模式的參數的能力，以改善傳統模糊邏輯之缺點。因此適應性網路模糊模型利用模糊理論以有效處理具非線性、不確定性之系統[18,19]，以及類神經網路之學習特性[20,21]，進行模糊推理工作。適應性網路模糊推理系統利用專

家的經驗與系統之輸入/輸出關係，根據 If-then Rules 來產生伺服機構之鑑別模式。因此，以適應性網路模糊推理系統(ANFIS)運用於系統鑑別模型之建立以逐漸被重視[22,23]。

小波類神經網路具有廣泛之趨近性質，因為藉由母波漲縮與平移形成之小波轉換具有時域與尺度的解析能力。非常適合描述具有非線性之函數[24,25]。因此小波函數可趨近任意非線性函數 [26]。各種結合小波函數與具學習功能之小波類神經網路皆被提出。Boubez and Peskin [27]使用正交小波函數為基底函數。Wang [28]運用非正交小波函數為單層前饋類類神經網路之激發函數(activation function)。Lin[29]等提出之小波模糊類神經網路以小波類神經網路為模糊規則之後件部(consequent part of fuzzy rules)之區域模型。

因此在設計非線性與時變性的機械系統模型，導入小波類神經模糊網路之適應性與學習能力特性，建立系統之鑑別模型以表示系統之輸入與輸出之關係，以改善傳統之系統之線性鑑別模型之缺失。根據此鑑別模型建立摩擦力補償機制減緩伺服機構於定位時所產生之膠著滑動現象，並模擬探討小波類神經模糊網路控制器之可行性與使用方法。

貳、研究方法

本文提出一個利用以小波函數為激發函數之遞迴式小波類神經模糊網路(Recurrent Wavelet Neuro-Fuzzy Network, RWNFN)，其特點在於遞迴式小波類神經網路內部加入隱藏層及和此隱藏層之神經元之回授以形成遞迴式小波類神經網路，並將此遞迴式小波類神經網路作為模糊系統之模糊規則的後件部。

一、 遞迴式小波類神經模糊網路架構

遞迴式小波類神經模糊網路是將遞迴式小波類神經網路與模糊系統結合而成。遞迴式小波類神經模糊網路其架構如圖 1 所示。它的主要架構由輸入層、模糊層(Fuzzification)、規則推論層(rule inference)、正規化層(normalization)、歸納層(consequent)及解模糊化層(defuzzation)所組成。

遞迴式小波類神經模糊網路的輸入為 $\mathbf{X}$，由 $x_m, m = 1, 2, \cdots, M$,所組成，$\mathbf{X}$ 與 $\mathbf{Y}$ 分別為系統之輸入與輸出。

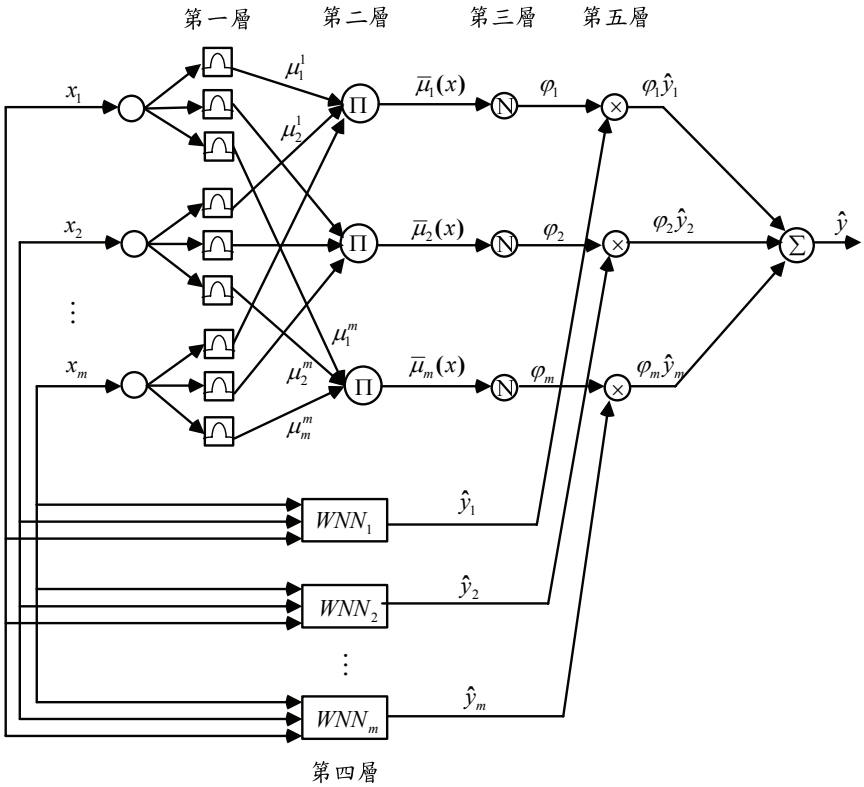

圖1遞迴式小波類神經模糊網路架構圖

遞迴式小波類神經模糊網路以遞迴式小波類神經網路為歸納層以增加模糊網路歸納層之因次，類神經模糊網路之第r規則之If-Then形式為：

IF x_1 is μ_1^i AND x_2 is μ_2^i AND …AND x_m is μ_m^i, …THEN

$$\hat{y}_r(n)=\sum_{j=1}^{nhn} w_j f\left(\frac{\sum_{i=1}^{nin} w_{ij}x_i - b_j}{a_j}\right) \tag{1}$$

其中 nin 代表遞迴式小波類神經網路之輸入神經元數量，nhn 代表遞迴式小波類神經網路之隱藏層神經元數量。x_m 與 μ_m^i 為第 i 個歸屬函數層神經元之輸入與輸出。

遞迴式小波類神經模糊網路的訊號傳遞過程與基本函數描述如下：輸入層之輸入為 x_m 並直接輸出至第1層即模糊層。模糊層函數被令為高斯函數(Gaussian-type membership function)，定義如下：

$$\mu_m^i(x_m)=\mathbf{exp}\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_m-\overline{x}_m^i}{\sigma_m^i}\right)^2\right) \quad m=1,2,...,M \tag{2}$$

$\overline{x}_m^i$ 與 σ_m^i 分別為高斯函數之均值與標準差，x_m 為高斯函數之輸入值。

第 2 層為規則推論層(rule inference layer)，規則推論層之第 i 個模糊規則中之輸出

為模糊層之輸出值之乘積，其表示式如下：

$$\overline{\mu}_r(x) = \prod_{m=1}^{M} \mu_m^i(x_m), \quad r = 1, 2, \cdots, R \tag{3}$$

$\overline{\mu}_r(x)$ 為 x_m 之輸入值符合第 r 個規則之程度。

第 3 層為正規化層，相關之 $\overline{\mu}_r(x)$ 於正規化層經正規化之歸屬函數為

$$\varphi_r = \frac{\overline{\mu}_r(x)}{\sum_{r=1}^{R} \overline{\mu}_r(x)} \tag{4}$$

第 4 層為歸納層(consequent)，歸納層主要由遞迴式小波類神經網路構成，隱藏層之激發函數為小波函數，其架構如圖 2 所示。於此層之遞迴式小波類神經網路之輸出層之神經元之輸出值為模糊規則之結論。輸出層之第 r 個神經元之輸出為

$$\hat{y}_r(n) = \sum_{j=1}^{nhn} w_j f\left(\frac{\sum_{i=1}^{nin} w_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right) \tag{5}$$

其中 w_j 為隱藏層之第 j 個神經元與輸出層之神經元間之權重值。$\hat{y}_r$ 遞迴式小波類神經網路的輸出層之輸出，並作為第 r 個模糊規則之結論值。

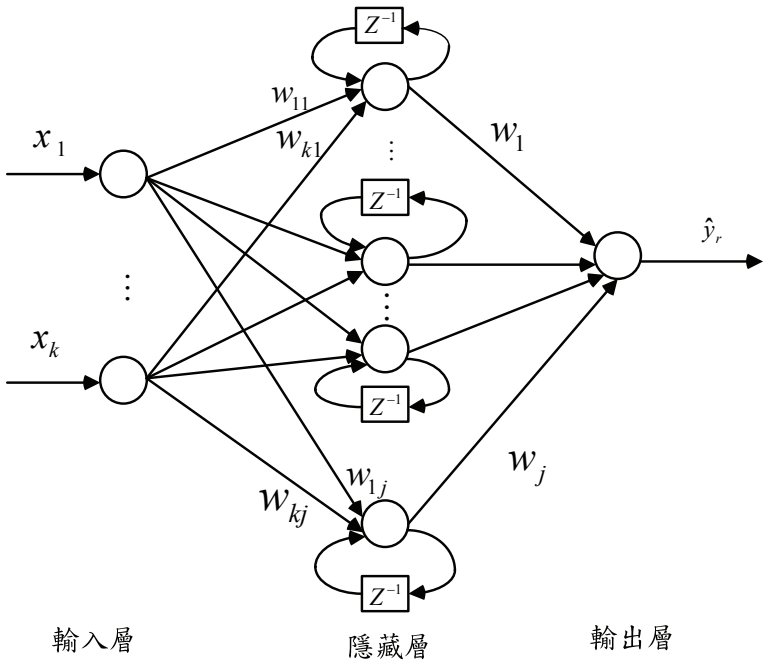

圖2 遞迴式小波類神經網路架構圖

第 5 層為解模糊化層。經由解模糊化層，遞迴式小波類神經模糊網路輸出為

$$\hat{y}(n)=\sum_{r=1}^{R}\varphi_r\hat{y}_r(n) \tag{6}$$

遞迴式小波類神經模糊網路利用誤差倒傳遞法則(back propogation algorithm)調整模糊規則之前件部（antecedent）與後件部（consequent）之參數。

二、 學習法則

本研究以誤差倒傳遞法則調整遞迴式小波類神經模糊網路之模糊規則之前件部與後件部之參數，並使成本函數值（cost function）最小化。成本函數值定義為：

$$E=\frac{1}{2}\sum_{n=1}^{M}(y_p(n)-\hat{y}(n))^2=\frac{1}{2}\sum_{n=1}^{M}e(n)^2 \tag{7}$$

$y_p(n)$ 定義為期望輸出值，而 $\hat{y}(n)$ 定義為遞迴式小波類神經模糊網路之輸出值，鑑別誤差 $e(n)$ 為期望輸出值 $y_p(n)$ 與遞迴式小波類神經模糊網路之輸出值間 $\hat{y}(n)$ 之差異。在學習過程，遞迴式小波類神經模糊網路之前件部與後件部之參數皆同時以倒傳遞法則調整。激發函數為小波函數。調整輸出層權重所採用之最陡坡降法(Method of Steepest Descent)之誤差方程式為

$$\Delta w_j(n+1)=-\eta\frac{\partial E}{\partial w_j(n)}+\alpha\Delta w_j(n) \tag{8}$$

假設 $\Delta=\left(\frac{\sum_{i=1}^{nin}w_{ji}x_i(n)-b_j}{a_j}\right)$ 則

$$\frac{\partial E}{\partial w_j(n)}=e(n)\frac{\partial e(n)}{\partial\hat{y}(n)}\frac{\partial\hat{y}(n)}{\partial y_r(n)}\frac{\partial\hat{y}_r(n)}{\partial w_j(n)}$$

$$=\text{-e(n)}\varphi_{\text{r}}\left(\cos\left(1.75\left(\frac{\sum_{i=1}^{nin}w_{ji}x_i(n)-b_j(n)}{a_j(n)}\right)\right)\right)\left(\exp\left(\frac{-1}{2}\left(\frac{\sum_{i=1}^{nin}w_{ji}x_i(n)-b_j(n)}{a_j(n)}\right)^2\right)\right)$$

$$=\text{-e(n)}\,\varphi_{\text{r}}\cos(1.75\,\Delta)\exp\left(\frac{-1}{2}\Delta^2\right)$$

隱藏層權重之調整式為

$$\Delta w_{ij}(n+1)=-\eta\frac{\partial E}{\partial w_{ij}(n)}+\alpha\Delta w_{ij}(n) \tag{9}$$

其中

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -e(n)\varphi_r \left\{ \sum_{j=1}^{nhn} w_j \left[\begin{array}{l} -\frac{x_i(n)}{a_j(n)} \mathbf{sin}(1.75\,\Delta)\exp(\frac{-1}{2}\Delta^2) - \\ \mathbf{cos}(1.75\,\Delta)\exp(\frac{-1}{2}\Delta^2)(\Delta(\frac{x_i(n)}{a_j(n)}) \end{array} \right] \right\}$$

脹縮因子之調整式為

$$\Delta a_j(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_j(n)} + \alpha \Delta a_j(n) \tag{10}$$

其中

$$\frac{\partial E}{\partial a_j(n)} = e(n)\frac{\partial e(n)}{\partial \hat{y}(n)}\frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial y_r(n)}\frac{\partial \hat{y}_r(n)}{\partial a_j(n)}$$

$$= \text{-e(n)}\varphi_{\text{r}} \left\{ \sum_{j=1}^{nhn} w_j \left(\begin{array}{l} 1.75\,\mathbf{sin}(1.75\Delta)\,(\frac{\sum_{i=1}^{nin} w_{ji}x_i - b_j(n)}{a_j(n)^2})\,\mathbf{exp}\left(\frac{-1}{2}\Delta^2\right) + \\ \mathbf{cos}(1.75\Delta)\exp(\frac{-1}{2}\Delta^2)\left(\frac{\sum_{\text{i=1}}^{\text{nin}} w_{ji}x_i - b_j(n)}{a_j(n)^2}\right) \end{array} \right) \right\}$$

平移因子之調整式為

$$\Delta b_j(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_j(n)} + \alpha \Delta b_j(n) \tag{11}$$

其中

$$\frac{\partial E}{\partial b_j(n)} = e(n)\frac{\partial e(n)}{\partial \hat{y}(n)}\frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial y_r(n)}\frac{\partial \hat{y}_r(n)}{\partial b_j(n)}$$

$$= \text{-e(n)}\varphi_{\text{r}} \left\{ \sum_{j=1}^{nhn} w_j \left(\begin{array}{l} \frac{1.75}{a_j(n)}\mathbf{sin}(1.75\Delta)\ \mathbf{exp}\left(\frac{-1}{2}\Delta^2\right) - \\ \frac{1}{a_j(n)}\mathbf{cos}(1.75\Delta)\exp(\frac{-1}{2}\Delta^2) \end{array} \right) \right\}$$

更新之高斯函數參數 $\bar{x}_m^i$ 與 σ_m^i 分別為

$$\bar{x}_{m,new}^i = \bar{x}_{m,old}^i - \eta_v \frac{\partial E}{\partial \bar{x}_m^i} \tag{12}$$

和

$$\sigma_{m,new}^i = \sigma_{m,old}^i - \eta_\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_m^i} \tag{13}$$

其中 η_v 為歸屬層參數 $\bar{x}_m^i$ 之學習速率，η_σ 為歸屬層參數 σ_m^i 之學習速率。當誤差值

與誤差梯度小於預設值時，訓練程序停止。

參、單軸平台系統描述

受控系統是一個以滾珠螺桿傳動之單軸平台，包含轉動與線性平移，摩擦力也因而產生於轉動之螺桿與平移之平台間，並造成了難以數學模型精確的表達系統的動態行為，與摩擦力干擾程度。平台本身的質量 M ，馬達驅動力必須先克服靜摩擦力後才能驅動平台前進，如圖 3 所示。

伺服馬達特性：

$$T_m = K_t i \tag{14}$$

$$V_d = E_{in} + R_m i + L\frac{di}{dt} \tag{15}$$

其中，K_t 及 E_{in} 為馬達之力矩常數及反電動勢，i 為電流(amp)，v_d 為馬達之輸入電壓(Volt)，R_m 為馬達線圈電阻，T_m 為馬達之輸出力矩（Nm）。平台之方塊圖如圖 4 所示。平台之位置由光學尺量測。

在本文中所使用的單軸平台是利用 DC 無刷伺服馬達驅動滾珠螺桿來推動平台，滾珠螺桿之螺距為 4mm，行程為 300mm，外在之非線性擾動因子，如摩擦力等影響伺服系統之精度並產生膠著滑動摩擦之複雜動態特性。平台位置由解析精度 $1\mu m$ 之光學尺量測，平台位置由置於電腦之 AD/DA 伺服控制卡控制（MRC-6810），系統各部位之訊號均可直接擷取並在 MATLAB 環境下控制、觀察與記錄分析。AD/DA 伺服控制卡具有 12-bit, $10\mu S$, 四通道之 A/D，與 12-bit, $5\mu S$, 四通道之 D/A。

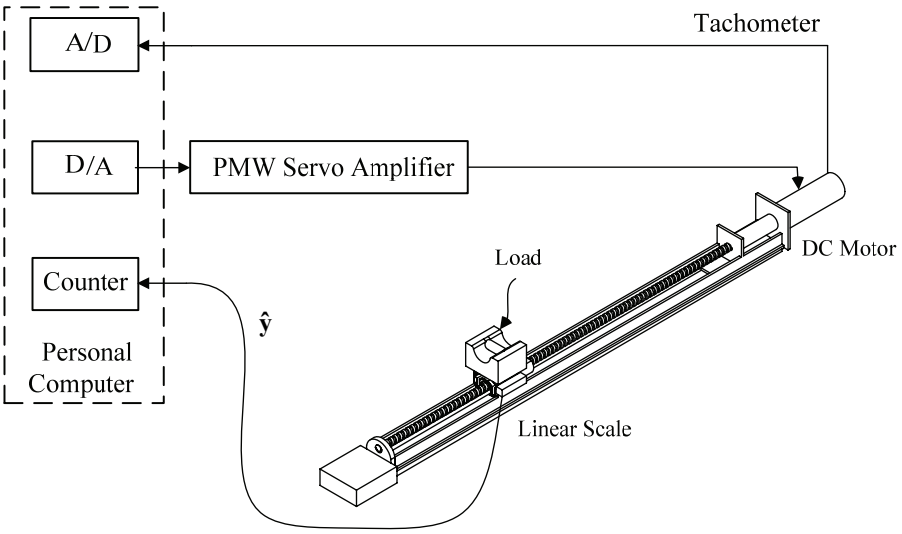

圖3 單軸平台實驗架構

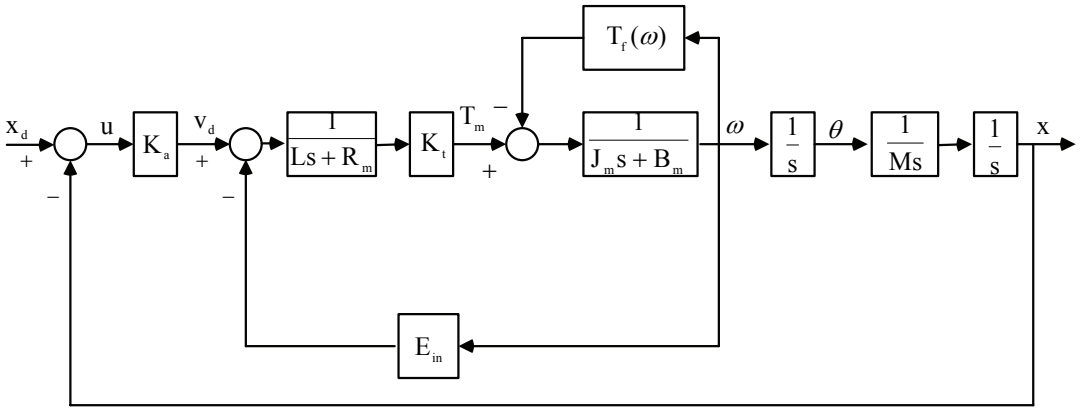

圖 4 單軸平台之方塊圖

肆、模擬結果

於本例中，選擇 Morlet 函數 $f(x)=\cos(1.75x)\exp(-\frac{x^2}{2})$，為小波函數。遞迴小波類神經模糊網路模式之學習速率 η、η_v、η_σ 分別為 0.5。動量因素 α 為 0.15。於平台之負載為 5 kg 之條件，選取馬達之驅動電壓為振幅 3v 之弦波。弦波之頻率由 3Hz 至 8Hz，訓練階段之單軸平台輸入訊號，並由光學尺量測平台之位置。一個估測膠著滑動摩擦力之實驗軌跡由一改變頻率之弦波所構成，此軌跡產生主要之遲滯曲線與次要之遲滯曲線。主要之遲滯曲線相對應於滑動階段之扭矩位移之封閉曲線，次要之遲滯曲線相對應於膠著階段之扭矩位移之封閉曲線。

摩擦力具有時變非線性之特性，時常受停滯時間與停滯位置之不同而影響摩擦力大小，因此平台對同樣之輸入訊號會因位置之不同而有不同之起動力(break away force)，但是平台之運動曲線仍有很大之相似性，如圖 5 所示為馬達接受相同之輸入訊號之條件下，平台分別於位置 A 與位置 B 啟動。平台分別於位置 A 與位置 B 啟動之軌跡如圖 6 所示。

判別模式於訓練階段之遞迴小波類神經模糊網路模式之判別模型之均方誤差(MSE)為 0.01182，訓練誤差示於圖 7。以平台於位置 B 之軌跡為遞迴小波類神經模糊網路之實證判別對象，其輸入訊號為頻率由 3Hz 至 8Hz 之弦波，弦波振幅為 3v。平台之運動軌跡，由經完成訓練階段之遞迴小波類神經模糊網路判別，實證判別誤差由圖(8)所示。實證判別之 $MSE = 0.02581$。由實證判別結果可知基於遞迴小波類神經模糊網路之單軸平台之模型能準確的判別於膠著滑動之摩擦力作用下之平台動態系統。

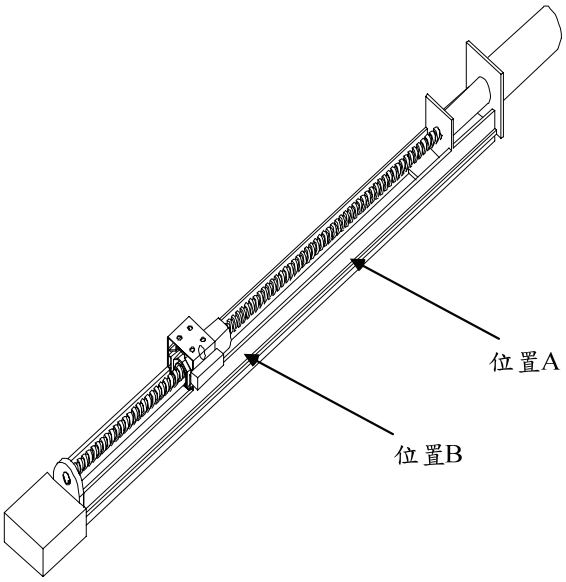

圖 5　平台分別於位置 A 與位置 B 啟動之標示圖

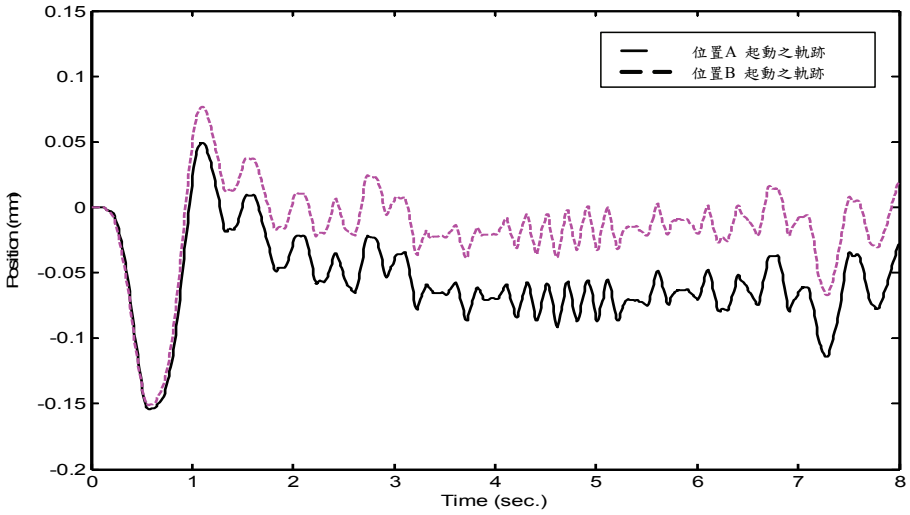

圖 6 不同之位置之平台運動曲線。

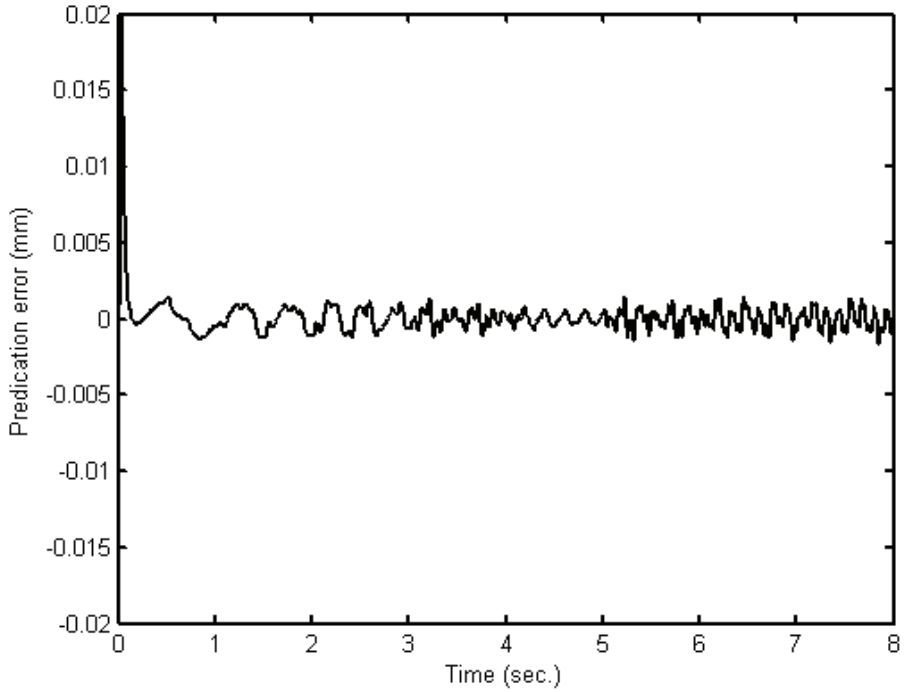

圖 7 遞迴小波類神經模糊網路模式之判別誤差

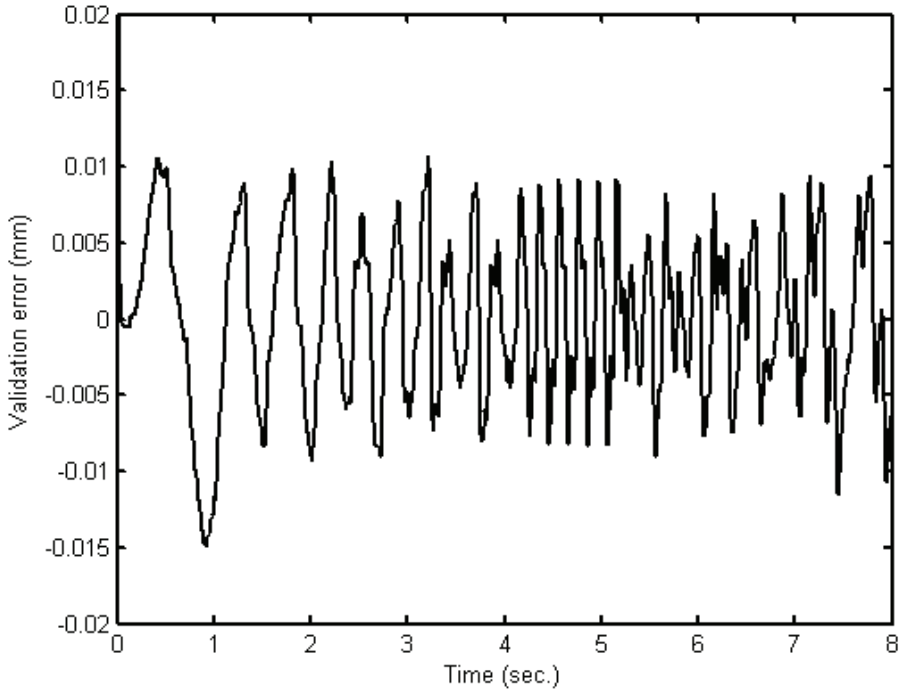

圖 8 遞迴小波類神經模糊網路之實證判別誤差。

伍、結論

因為遞迴小波類神經模糊網路具有非線性映射之特性，故可被用於仿效系統動態特性、尤其是它具備前饋和迴授兩種的網路特性，估測系統之輸出並且藉此獲得系統之輸入與輸出間之映射特性。

利用遞迴小波類神經模糊網路法則之適應性與學習能力特性，為單軸平台伺服機構之判別模型。經模擬可知遞迴小波類神經模糊網路之動態系統判別模型具有良好之非線性動態系統鑑別功能。

致謝

本論文由99年度建教案「遞迴式小波類神經模糊網路之單軸平台伺服機構動態系統模型之設計」之經費支助，並感謝審查委員的指正意見。

參考資料

[1] Narendra, K. S., Parthasarthy, K. , 1990, “Identification and control of dynamical systems using neural networks,” IEEE Transactions on Neural Network, Vol. 1, No. 1, pp. 4-27.

[2] Liao, Yuan-Fu, Chen, Sin-Horng, 2001, “A modular RNN-based method for continuous Mandarin speech recognition,” IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol. 9, N0. 3, pp. 252 – 263.

[3] Wai, Rong-Jong, Lin, Faa-Jeng, 2001, “Adaptive recurrent-neural-network control for linear induction motor,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 37, No. 4, pp. 1176 – 1192.

[4] Lin, Chih-Min, Hsu, Chun-Fei, 2005, “Recurrent-neural-network-based adaptive-backstepping control for induction servomotors,” IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 52, No. 6, pp. 1677 - 1684.

[5] Zadeh, L. A.,1965, “Fuzzy sets,” Inform. Control, Vol. 8, pp. 338-352.

[6] Takagi, T. and Sugeno, M.,1985, “Fuzzy Identification of systems and Its applications to modeling and control,” IEEE Transaction on Systems Man Cybernet. SMC-15, pp. 116-132.

[7] Kosko, B.,1994, Fuzzy systems as universal approximators, IEEE Transactions on Computers, Vol. 43, No. 11, pp. 1329-1333.

[8] Castro, J. L.,1995, Fuzzy logic controllers are universal approximators, IEEE Transactions on. Systems, Man Cyberne*t*, Vol. 25, No. 4, pp. 629-635,.

[9] Ying, H. Ding, Y., Li, S., Shao, S.,1999, “Comparison of necessary conditions for typical Takagi-Sugeno and Mamdani fuzzy systems as universal approximators,” IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A, Vol. 29, No. 5, pp. 508 – 514.

[10] Babuška, R., Verbruggen, H.,2003, “Neuro-fuzzy methods for nonlinear system identification, Annual Reviews in Control,” Vol. 27, No. 1, pp. 73-85.

[11] Paiva, R. P., Dourado, A.,2004, “Interpretability and learning in neuro-fuzzy systems, FUZZY Sets and Systems,” Vol. 147, No. 1, pp. 17-38.

[12] Zhang, J., Morris, A. J.,1999, “Recurrent Neuro-Fuzzy Networks for Nonlinear Process Modeling,” IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 10, No. 2, pp.

313-326.

[13] Panchariya, P. C., Palit, A. K., Popovic, D., Sharrna, A. L.,2004, "Nonlinear system identification using Takagi-Sugeno type neuro-fuzzy model," Intelligent Systems, 2004. Proceedings. 2004 2nd International IEEE conference, Vol. 1, pp. 76-78.

[14] Zhang J.,2005, "Modeling and Optimal Control of Batch Processes Using Recurrent Neuro-Fuzzy Networks," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 13, No. 4, pp. 417-427.

[15] Wu, S., Er, M. J.,2000, "Dynamic Fuzzy Neural Networks-A Novel Approach to Function Approximation," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-part B: Cybernetics, Vol. 30, No. 2, pp. 358-364.

[16] Jang, J. S. R.,1993, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," IEEE, Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685.

[17] Jang, J. S. R.,1994, "Structure Determination in Fuzzy Modeling: a Fuzzy CART Approach," Proceedings of the third IEEE International conference on Fuzzy Systems, Orlando, Florida. Vol. 1, pp. 480-485.

[18] Yu De-Jiang; Mao Zhong-Yuan; Zhou Qi-Jie; Leung, T.P.,1994, "The optimized fuzzy logic in control systems," 1994 Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology, pp. 174 – 178.

[19] Commuri, S.; Lewis, F.L.,1996, "Adaptive-fuzzy logic control of robot manipulators," 1996 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol. 3, pp. 2604 – 2609.

[20] Zhang, Y., Sen, P., and Hearn, G.E.,1995, "An on-line trained adaptive neural control," Control Systems Magazine, IEEE, Vol. 15, No. 5, pp.67 – 75.

[21] Sastry, P.S.; Santharam, G.; Unnikrishnan, K.P.,1994, "Memory neuron networks for identification and control of dynamical systems," Neural Networks, IEEE Transactions on, Vol. 5, No. 2, pp.306 – 319.

[22] Abdelrahim, E.M.; Yahagi, T.,2001, "A new transformed input-domain ANFIS for highly nonlinear system modeling and prediction," 2001 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering ,Vol. 1, pp655 – 660.

[23] Darus, I.Z.M.; Tokhi, M.O.; Hashim, S.Z.M.,2004, "Modelling and control of a

flexible structure using adaptive neuro-fuzzy system algorithm," 2004 ICM '04 Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics pp.159 – 164.

[24] Billings, Stephen A. and Wei, Hua-Liang,2005, "A new class of wavelet networks for nonlinear system identification," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 16, No. 4, pp.862-874.

[25] Lin, Cheng-Jian and Chin, Cheng-Chung,2004, "Prediction and identification using wavelet-based recurrent fuzzy neural networks," IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics— Part B: Cybernetics, Vol. 34, No. 5, pp. 2144-2154.

[26] Zhang, Q., and Benveniste, A.,1992, "Wavelet networks," IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 3, pp889–898.

[27] Boubez, T.I., and Peskin, R.L.,1993, "Wavelet neural networks and receptive field partitioning," IEEE Int. Conf. Neural Networks, pp1544–1549.

[28] Wang, T., and Sugai, Y.,1999, "A wavelet neural network for the approximation of nonlinear multivariable function," IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern. Vol. (3), pp378–383.

[29] Lin, C.J. Chin, C.C., and Lee, C.L.,2003, "A wavelet based neuro-fuzzy system and its applications," Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks, Vol. 3, pp1921–1926.