

應用於 X-Y 平台之智慧型運動控制

謝伯璜 林法正 謝欣然 沈柏宏

國立東華大學 電機工程學系

花蓮縣壽豐鄉志學村大學路二段一號

TEL : 03-8634061 FAX : 03-8634060

摘要：本文之主旨系發展適應性遞迴式類神經網路(ARNN)控制電腦數值計算控制(CNC)工具機伺服系統。由於遞迴式類神經網路(RNN)具有準確的近似能力，因此在所提出的 ARNN 控制系統中，其 RNN 用來估測一個未知的動態函數，且適應性線上學習演算法可以由 Lyapunov 穩定度理論所推得。除此之外，本文並利用了一個強健控制器來克服由近似誤差、理想參數向量、泰勒展開式中高階項次、外力干擾、交叉耦合干擾和系統的摩擦力所組成的總集不確定項。為了更進一步增加系統的效能，還設計了一個總集不確定項的估測法則來減小強健控制器在克服總集不確定項的不足。最後將利用各種的參考輪廓軌跡實測來驗證上述控制器之性能。

關鍵字：適應性遞迴式類神經網路、雙軸運動機構、CNC 工具機、參考輪廓追隨控制

簡介

在現在工業系統上，電腦數值控制(CNC)工具機變成很重要的元素之一[1,2]。一般來說，CNC 機器可以被區分為二種部份：一部份為具有伺服驅動器的機械結構，另一部份為控制多軸機械運動之控制器。大致上，CNC 機器是由 X-Y 平台和 Z 軸所構成的機械運動裝置；每一軸都是由一個獨立的致動器所驅動，像是直流馬達或是交流馬達。這種架構通常產生了一些問題，例如：無法模式化的動態模型，交叉耦合干擾，難以測量的摩擦力參數和各軸的負載轉矩干擾…等；通常這些因素會嚴重的降低機械加工品質[1]。因此為了改善機械加工時追隨品質，許多專門改善控制效能的研究被提出[3,4]。因此，為了改善 CNC 工具機追隨的強健性及高效能的研究被提出[5-8]。在參考文獻[5]，使用動態濾波器來增強對系統參數變化的強健性和補償負載轉矩的干擾。然而，此濾波器的時間常數必需經由實驗來獲得，而且在控制設計時此濾波器相對階數的選擇還必須避開微分運算。在參考文獻[6]中，可變結構控制被使用於速度控制迴路，PI 型式的控制器被使用於位置控制迴路。如此的話，追隨的效能明顯被限制在位置控制迴路中。此外，藉由學習法則來調整參數的位置控制器在參考文獻[7]與[8]被提出。在參考文獻[7]與[8]中，類神經和相似於類神經的控制器分別被使用。然而在參考文獻[7]中，只考慮了系統參數的變動，在參考文獻[8]只分析控制器參數的調整對位置追隨準確性的影響。

遞迴式類神經網路(RNNs)[9-11]結合了前饋和迴授兩種的網路連接方式。使得遞迴式類神經網路能有效的模組化、並有效的控制其複雜的系統。因為遞迴式的神經元具有內部的回授迴路不需經由額外回授的延遲，即可獲得系統的動態響應。因此，遞迴式的類神經網路比前饋式的類神經網路具有更高級的能力。遞迴式類神經網路能藉由本身暫態的運算，而有能力處理輸入或輸出為時變的系統[9]。因此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控制。

在現代的製造業中，高速精密的雙軸運動控制設計是必要的。因此，本文利用所提出的適應性遞迴式類神經網路系統(Adaptive Recurrent Neural Network System)來控制雙軸 CNC 工具機，使系統能夠準確地追隨各種不同的軌跡。其中此雙軸的運動機械裝置是 X-Y 平台經由滾珠螺桿直接耦合兩個磁場導向控制之永磁同步馬達所組成的。首先，為了獲得簡易的控制

器設計，我們必須推導出具有參數變動、外部雜訊干擾、雙軸之間的交叉耦合干擾和摩擦力等不確定項的單軸永磁同步馬達動態模型。接著在控制器設計方面，為了降低假設性上的限制和能夠經由適應性法則來線上調整 RNN 的參數，於是本文結合了適應控制系統和類神經網路而發展出 ARNN 控制方法。本文所提出的控制架構是利用 Lyapunov Stability 證明其系統之穩定性，並推導得出其網路參數之線上調整法則。並且利用強健控制器來克服由於隱藏層中有限的類神經數目所造成不可避免的近似誤差、最佳參數向量、泰勒級數中的高階項次、外部的雜訊、雙軸之間的交叉耦合干擾和系統的摩擦力等所造成的總集不確定項。此外根據誤差函數設計一個適應性總集不確定項估測器來估測其總集不確定項之大小。本文為了展現 ARNN 控制器的效能，因此將以 RNN 為主控制器之控制系統來相比較其結果。由於上述所提之設計方法，此 ARNN 控制系統將具有以下優點： 1)在高效能要求的運動追隨控制設計中，只需要考慮單軸之動態特性； 2)在單軸動態特性當中，其包含交叉耦合動態特性之總集不確定項可以真實地被補償； 3)其追隨效能有效地被改善。

CNC 工具機之單軸機械模型

在同步旋轉參考坐標軸下，CNC 工具機中其磁場導向控制之永磁同步馬達之機器模型可以簡化如下[12]：

$$T_{ei} = K_{ii} i_{qi}^* \quad (1)$$

$$K_{ii} = 3 n_{pi} L_{mdi} I_{fdi} / 2 \quad (2)$$

其中 K_{ii} 為力矩常數； i_{qi}^* 為 q 軸之力矩電流命令； L_{mdi} 為 d 軸之互感； I_{fdi} 為 d 軸等效磁化電流。單軸機構之動態方程式為：

$$T_e = T_L + B\omega_r + Jp\omega_r + T_f(v) \quad (3)$$

其中 J 為轉動慣量(inertia)； B 為阻尼係數(damping coefficient)；而 T_L 為包含交叉耦合干擾之外力干擾項； $T_f(v)$ 為摩擦力矩； v 為 X 軸和 Y 軸之線型速度。其中考慮庫侖摩擦力，黏滯摩擦力和 stribek effect，並可以將摩擦力表示如下示：

$$T_{fi}(v_i) = F_{Ci} \operatorname{sgn}(v_i) + (F_{Si} - F_{Ci}) e^{-(v_i/v_{si})^2} \operatorname{sgn}(v_i) + K_{vi} v_i \quad (4)$$

其中 F_{Ci} 為庫侖摩擦力， F_{Si} 為靜摩擦力， v_{si} 為 stribek 的速度參數， K_{vi} 為黏滯摩擦係數。(4) 中之各參數均為時變。

在標準條件下，將動子位置之步階響應利用 Curve-fitting 技術將可以獲得驅動系統之模型。其主要的系統參數為：

$$\bar{K}_{tx} = 0.96 \text{ Nm/A}, \bar{J}_x = 2.9 \times 10^{-3} (\text{Nmsec}^2),$$

$$\bar{B}_x = 0.1003 (\text{Nm sec/ rad}) \quad (5)$$

$$\bar{K}_{ty} = 0.96 \text{ Nm/A}, \bar{J}_y = 2.79 \times 10^{-3} (\text{Nmsec}^2),$$

$$\bar{B}_y = 0.1015 (\text{Nm sec/ rad}) \quad (6)$$

其上標符號代表在標準條件下的系統參數。雖然在現實應用上，永磁同步馬達伺服驅動系統

為非線性時變系統，並考慮系統參數變化和包含摩擦力矩之外來非線性時變干擾下，經由磁場導向控制其實電轉矩仍可以被簡化成(1)。

遞迴式類神經網路

圖 1 所示為一個三層遞迴式類神經網路，此網路架構是由輸入層(Input Layer)、具有迴授單元之隱藏層(Hidden Layer)和輸出層(Output Layer)所組成，高斯函數為隱藏層的觸發函數。此 RNN 之映射行為如下式所示：

$$z(N) = \sum_{k=1}^n w_k \Theta_k (\|x_i(N) - v_{ik}\|, \alpha_{ik}, r_k, \Theta_k(N-1)) \quad (7)$$

其中 $x = x_i, i=1,2,\dots,m$ 表示為輸入變數； z 表示為輸出變數； N 為類神經網路的疊代次數； w_k 表示隱藏層與輸出層間的連結權重值； $\Theta_k(N)$ 表示隱藏層第 k 個節點所對應的輸出； v_k 為高斯函數的中心； δ_k 為高斯函數的寬度； r_k 為內部迴授增益； $\|\cdot\|$ 為 Euclidean norm。其 firing 權重值可以表示為：

$$net_k^2(N) = \sum_{i=1}^m \frac{[x_i(N) + \Theta_k(N-1)r_k - v_{ik}]^2}{\beta_{ik}^2} \quad (8)$$

或

$$net_k^2(N) = \sum_{i=1}^m \delta_{ik}^2 [x_i(N) + \Theta_k(N-1)r_k - v_{ik}]^2 \quad (9)$$

並且

$$\Theta_k(N) = e^{-net_k^2(N)} \quad (10)$$

其中 $\delta_{ik} = 1/\beta_{ik}$ 為高斯函數中寬度的倒數。定義 RNN 中隱藏層的所有參數向量為 δ ， v 和 r 如下：

$$\delta = [\delta_{11} \text{ K } \delta_{m1} \quad \delta_{12} \text{ K } \delta_{m2} \quad \text{K} \quad \delta_{1n} \text{ K } \delta_{mn}]^T \quad (11)$$

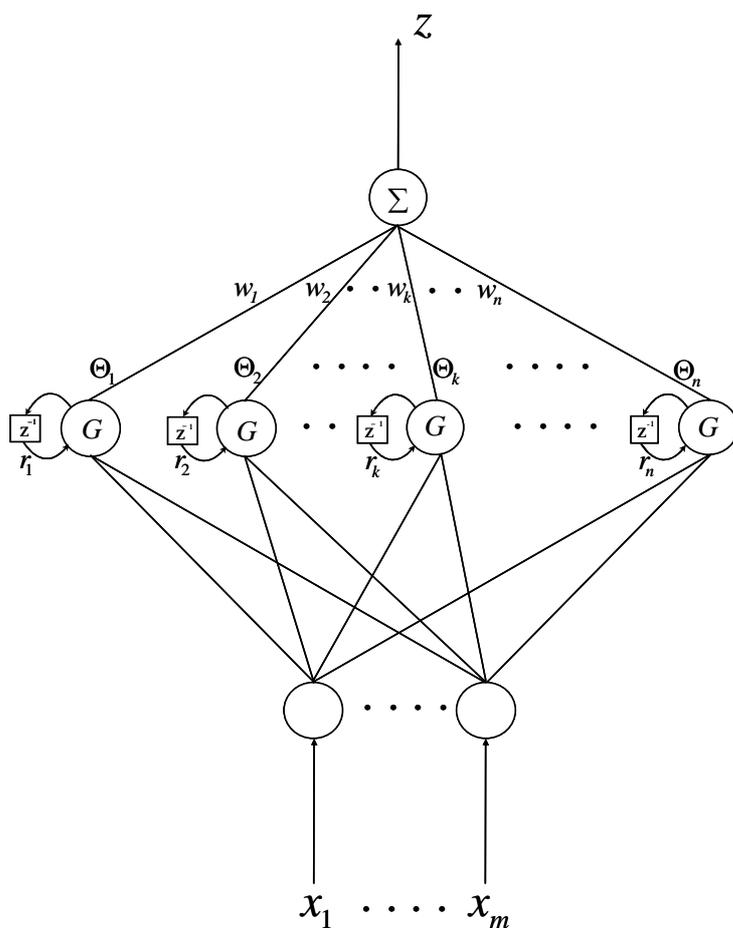
$$v = [v_{11} \text{ K } v_{m1} \quad v_{12} \text{ K } v_{m2} \quad \text{K} \quad v_{1n} \text{ K } v_{mn}]^T \quad (12)$$

$$r = [r_1 \text{ K } r_n]^T \quad (13)$$

因此將可以把 RNN 的輸出表示成向量型式

$$z(x, \delta, v, r, W) = W^T \Theta(x, \delta, v, r) \quad (14)$$

其中 $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ 和 $\Theta = [\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_n]^T$ 。



圖一 類神經網路架構圖

適應性遞迴式類神經網路

為了有效控制永磁同步馬達的轉子位置，本章設計了一適應性遞迴式類神經網路控制系統。在此 ARNN 控制系統中，其 X 與 Y 軸之軌跡是分開控制的。在圖二中詳細描述了針對永磁同步馬達所設計的遞迴式類神經網路控制系統。X-Y 平台中的由永磁同步馬達驅動系統所構成的每一軸的動態方程式可以經由(1)式和(3)式來得到下式：

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_r(t) &= -\frac{B}{J}\dot{\theta}_r(t) + \frac{K_t}{J}i_q^*(t) - \frac{1}{J}(T_L + T_f(v)) \\ &\triangleq A_p\dot{\theta}_r(t) + \frac{1}{B_p}U(t) + C_p(T_L + T_f(v)) \end{aligned} \quad (15)$$

其中 $A_p = -B/J$; $B_p = J/K_t > 0$; $C_p = -1/J$; 而 $U(t)$ 是永磁同步馬達的控制推力，在此為力矩電流命令。在此控制目的在於找出一控制法則使狀態變數 $\theta_r(t)$ 可以追隨任何命令軌跡 $\theta_m(t)$ 。為了達到控制目的，首先定義追隨誤差 $e(t) = \theta_m(t) - \theta_r(t)$ 和誤差函數 $E(t) = \dot{e}(t) + \lambda e(t)$ ， $\lambda > 0$ 。並且藉由微分誤差函數，可得到下式：

$$B_p\ddot{\theta}_r(t) = B_pA_pE(t) - U(t) - B_pC_p(T_L + T_f(v)) + y \quad (16)$$

未知的非線性函數 y 被定義為：

$$y = B_p[\ddot{\theta}_m(t) + \lambda\dot{e}(t)] - B_pA_p[\dot{\theta}_m(t) + \lambda e(t)] \quad (17)$$

考慮系統參數的變化， y 是以 θ_r ， $\dot{\theta}_r$ ， θ_m ， $\dot{\theta}_m$ ， $\ddot{\theta}_m$ 和系統參數為變數之非線性時變函數。遞迴式類神經網路將使用來估測此未知的 y 。由於遞迴式類神經網路的輸出 \hat{y} ，並無法精確的估測出 y 。因此強健性控制器 u_r 被設計來減少估測的誤差和由於交叉耦合所引起的干擾。最後將控制法則設計如下：

$$U(t) = K_eE(t) + \hat{y} + u_r \quad (18)$$

此 K_e 為一個正常數項。將(18)代入(16)，系統的閉迴路動態方程式可表示如下：

$$B_p \dot{E}(t) = (B_p A_p - K_e)E(t) + \tilde{y} - B_p C_p (T_L + T_f(v)) - u_r \quad (19)$$

其估測誤差 \tilde{y} 可以表示為：

$$\tilde{y} = y - \hat{y} = W^{*T} \Theta(x, \delta^*, v^*, r^*) - \hat{W}^T \Theta(x, \hat{\delta}, \hat{v}, \hat{r}) + \varepsilon_y \quad (20)$$

ε_y 為最小重建誤差； δ^* 、 v^* 和 r^* 分別為 δ 、 v 和 r 的理想參數值； $\hat{\delta}$ 、 \hat{v} 和 \hat{r} 為理想參數值(δ^* 、 v^* 和 r^*)的估測值。為了方便起見，在後面的推導將把 $\Theta^* \equiv \Theta(x, \delta^*, v^*, r^*)$ 和 $\hat{\Theta} \equiv \Theta(x, \hat{\delta}, \hat{v}, \hat{r})$ 。

假設：最小重建誤差和外力干擾為有界，例如：存在實際的 b_ε 和 b_r 分別滿足 $\|\varepsilon_y\| \leq b_\varepsilon$ and $\|B_p C_p (T_L + T_f(v))\| \leq b_r$ 。

簡單的運算可將(20)改寫成：

$$\tilde{y} = W^{*T} \tilde{\Theta} + \tilde{W}^T \hat{\Theta} + \varepsilon_y \quad (21)$$

其中 $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$ 和 $\tilde{\Theta} = \Theta^* - \hat{\Theta}$ 。此控制器被設計為藉由線上調整遞迴式類神經網路的連接權重值而達到好的追隨效果和穩定度。為了達到上述的結果，將利用線性化的技巧將遞迴式類神經網路轉換成部分線性的形式，可得泰勒展開式(Taylor Series)如下：

$$\begin{aligned} \tilde{\Theta} = \begin{bmatrix} \tilde{\Theta}_1 \\ \tilde{\Theta}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\Theta}_k \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \frac{\partial \Theta_1}{\partial \delta} \\ \frac{\partial \Theta_2}{\partial \delta} \\ \vdots \\ \frac{\partial \Theta_k}{\partial \delta} \end{bmatrix} \Big|_{\delta=\hat{\delta}} (\delta^* - \hat{\delta}) + \begin{bmatrix} \frac{\partial \Theta_1}{\partial v} \\ \frac{\partial \Theta_2}{\partial v} \\ \vdots \\ \frac{\partial \Theta_k}{\partial v} \end{bmatrix} \Big|_{v=\hat{v}} (v^* - \hat{v}) + \begin{bmatrix} \frac{\partial \Theta_1}{\partial r} \\ \frac{\partial \Theta_2}{\partial r} \\ \vdots \\ \frac{\partial \Theta_k}{\partial r} \end{bmatrix} \Big|_{r=\hat{r}} (r^* - \hat{r}) + N \\ &\equiv \Theta_\delta^T \tilde{\delta} + \Theta_v^T \tilde{v} + \Theta_r^T \tilde{r} + N \end{aligned} \quad (22)$$

其中： $\Theta_\delta = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Theta_1}{\partial \delta} & \frac{\partial \Theta_2}{\partial \delta} & \Lambda & \frac{\partial \Theta_k}{\partial \delta} \end{bmatrix} \Big|_{\delta=\hat{\delta}} \in \mathbf{R}^{j \times k}$ ； $\Theta_v = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Theta_1}{\partial v} & \frac{\partial \Theta_2}{\partial v} & \Lambda & \frac{\partial \Theta_k}{\partial v} \end{bmatrix} \Big|_{v=\hat{v}} \in \mathbf{R}^{j \times k}$

$\Theta_r = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Theta_1}{\partial r} & \frac{\partial \Theta_2}{\partial r} & \Lambda & \frac{\partial \Theta_k}{\partial r} \end{bmatrix} \Big|_{r=\hat{r}} \in \mathbf{R}^{j \times k}$ ； $\tilde{\delta} = \delta^* - \hat{\delta}$ ； $\tilde{v} = v^* - \hat{v}$ ； $\tilde{r} = r^* - \hat{r}$ ， N 是高階項向量

並且假設為正的有界值。將(22)代入(21)，可得下式為：

$$\begin{aligned}\tilde{y} - B_p C_p (T_L + T_f(v)) &= \hat{W}^T \tilde{\Theta} + \tilde{W}^T \tilde{\Theta} + \tilde{W}^T \hat{\Theta} + \varepsilon_y - B_p C_p (T_L + T_f(v)) \\ &= \tilde{W}^T (\hat{\Theta} - \Theta_\delta^T \hat{\delta} - \Theta_v^T \hat{v} - \Theta_r^T \hat{r}) + \hat{W}^T (\Theta_\delta^T \delta^* + \Theta_v^T v^* + \Theta_r^T r^*) + h\end{aligned}\quad (23)$$

其中

$$\begin{aligned}h &= W^{*T} (\Theta_\delta^T \delta^* + \Theta_v^T v^* + \Theta_r^T r^* + N) - \hat{W}^T (\Theta_\delta^T \delta^* + \Theta_v^T v^* + \Theta_r^T r^*) \\ &\quad + \varepsilon_y - B_p C_p (T_L + T_f(v))\end{aligned}$$

被定義為總集不確定項。再將(23)代入(22)，系統閉迴路動態方程式可以改寫為：

$$\begin{aligned}B_p \dot{\mathcal{E}}(t) &= (B_p A_p - K_e) E(t) + \tilde{W}^T (\hat{\Theta} - \Theta_\delta^T \hat{\delta} - \Theta_v^T \hat{v} - \Theta_r^T \hat{r}) \\ &\quad + \hat{W}^T (\Theta_\delta^T \tilde{\delta} + \Theta_v^T \tilde{v} + \Theta_r^T \tilde{r}) + h - u_r\end{aligned}\quad (24)$$

定理一：考慮(15)所示的永磁同步馬達驅動系統，若控制法則如(18)式所示，則遞迴式類神經網路估測器的適應性學習控制法則如(25)式至(28)式所示，且強健性控制器的設計如(29)式所示，其適應性總集不確定項估測值如(30)式所示，則可保證所設計的適應性遞迴式類神經網路控制系統的穩定性。

$$\dot{\mathcal{W}} = \eta_1 (\hat{\Theta} - \Theta_\delta^T \hat{\delta} - \Theta_v^T \hat{v} - \Theta_r^T \hat{r}) E(t) \quad (25)$$

$$\dot{\mathcal{\delta}} = \eta_2 \hat{W} \Theta_\delta E(t) \quad (26)$$

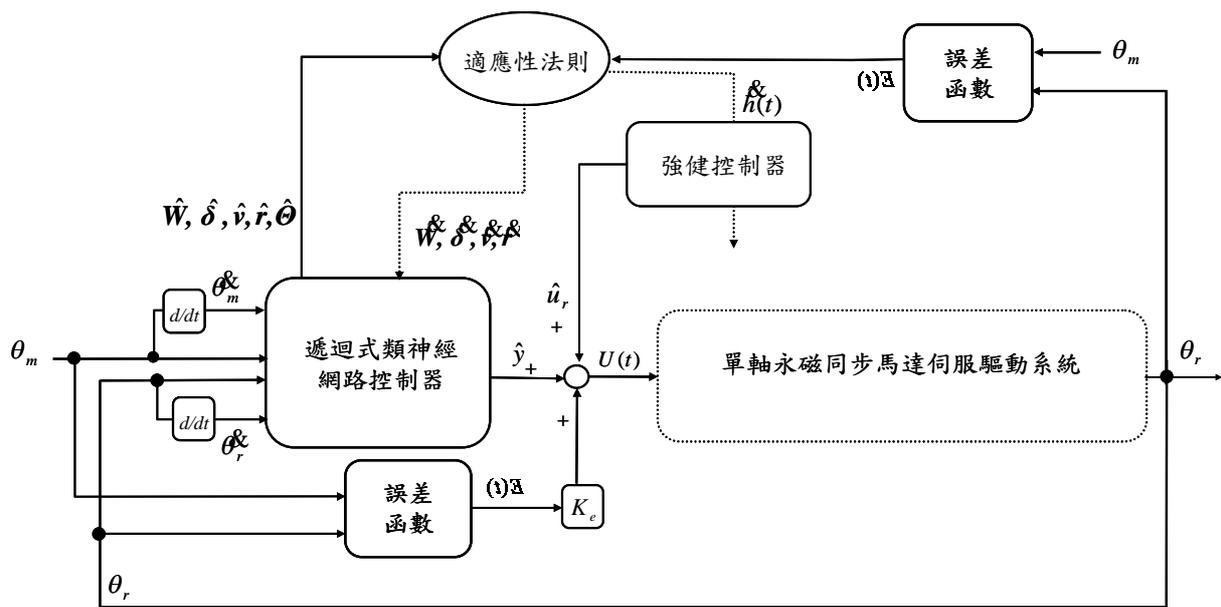
$$\dot{\mathcal{v}} = \eta_3 \hat{W} \Theta_v E(t) \quad (27)$$

$$\dot{\mathcal{r}} = \eta_4 \hat{W} \Theta_r E(t) \quad (28)$$

$$u_r = \hat{h}(t) \quad (29)$$

$$\dot{\mathcal{h}}(t) = \eta_5 E(t) \quad (30)$$

其中 η_1 ， η_2 ， η_3 ， η_4 和 η_5 為正常數， $\hat{h}(t)$ 為總集不確定項 h 的線上估測值。



圖二 適應性遞迴式類神經網路控制系統

實測結果

1. 軌跡規劃 為了有效控制雙軸 CNC 之平台位置，軌跡規劃扮演很重要的角色。本文將使用圓形和星形這二種軌跡來展現 ARNN 控制系統之控制效能。軌跡規劃雖然為 2 維平面運動，但在實際軌跡規劃中常對 X 軸與 Y 軸分別設計。

圓形軌跡規劃如圖三(a)所示，其圓軌跡方程式為：

$$\varphi_i = \varphi_{i-1} + \Delta\varphi \quad X_i = R \sin(\varphi_i) \quad Y_i = R \cos(\varphi_i) \quad (31)$$

其中 $\Delta\varphi$ 為角度之變化；R 為圓半徑； X_i 為 X 軸之命令軌跡； Y_i 為 Y 軸之命令軌跡；藉由上述之軌跡方程式，隨著時間的進行對角度的累加即可產生圓形軌跡。其轉子的速度並可以藉由 $\Delta\varphi$ 來改變。

星形軌跡規劃如圖三(b)所示，其星形軌跡方程式可分為 a 到 f 六個部份，星形軌跡規劃方程式描述如下：

a 軌跡：

$$X_i = 50 \times S + X_{i-1} \quad Y_i = 0 \times S + Y_{i-1} \quad (32)$$

b 軌跡：

$$X_i = -108 \times S + X_{i-1} \quad Y_i = -73 \times S + Y_{i-1} \quad (33)$$

c 軌跡：

$$X_i = 42 \times S + X_{i-1} \quad Y_i = 118 \times S + Y_{i-1} \quad (34)$$

d 軌跡：

$$X_i = 42 \times S + X_{i-1} \quad Y_i = -118 \times S + Y_{i-1} \quad (35)$$

e 軌跡：

$$X_i = -108 \times S + X_{i-1} \quad Y_i = 73 \times S + Y_{i-1} \quad (36)$$

f 軌跡：

$$X_i = 82 \times S + X_{i-1} \quad Y_i = 0 \times S + Y_{i-1} \quad (37)$$

其中 S 為常數；可藉由 S 之調整來改變轉子之運動速度。

2. 效能量測 為了比較 RNN 和 ARNN 控制系統的效能，因為本文定義了追隨誤差之平均值 m 和追隨誤差之標準差 T_s 來量測各個控制器的性能。其定義如下：

$$m = \sum_{k=1}^n T(k)/n, \quad (38)$$

其中 $T(k) = \sqrt{T_x(k)^2 + T_y(k)^2}$ 和 $T_i(k) = d_{mi}(k) - d_i(k)$, $i = x, y$

$$T_s = \sqrt{\sum_{k=1}^n (T(k) - m)^2 / n} \quad (39)$$

3. 實作 ARNN 控制器之學習速率和增益值如下：

$$\eta_{1x} = 0.9, \quad \eta_{2x} = 0.007, \quad \eta_{3x} = 0.001, \\ \eta_{4x} = 0.01, \quad \eta_{5x} = 0.02, \quad K_{ex} = 0.55, \quad \lambda_x = 60.0 \quad (40)$$

$$\eta_{1y} = 0.75, \quad \eta_{2y} = 0.005, \quad \eta_{3y} = 0.001, \\ \eta_{4y} = 0.001, \quad \eta_{5y} = 0.21, \quad K_{ey} = 0.75, \quad \lambda_y = 90.0 \quad (41)$$

RNN 控制器之學習速率如下：

$$\eta_1 = 2.1, \quad \eta_2 = 4.0, \quad \eta_3 = 4.0, \quad \eta_4 = 0.7, \quad \eta_5 = 2.0 \quad (42)$$

為了展現 ARNN 控制系統在少數神經元下的效態，因此 RNN 在輸入層、隱藏層和輸出層的神經元個數分別為 4、10 和 1。此外，所有權重值的初始值皆使用 initial formation 的步驟[14]。因此 RNN 之網路參數在實作前已經被學習訓練好。

個人電腦是整理 CNC 系統的核心。此個人電腦包含了一張擁有多個通道 ADC、DAC 和 PIO 的 AD/DA 卡和一張運動控制卡。X-Y 平台是由二個 MR-J2S 伺服馬達驅動器和二個 HC-MFS43 永磁同步馬達所構成的。此 X-Y 平台規格為：4-mm 螺距、X 軸最大行程 215mm 和 Y 軸最大行程 118mm。此外，伺服馬達驅動器皆被設定在轉矩模式並且其 Encoder 之解析度為 $1 \mu m$ 。此 ARNN 控制系統是利用 "Visual BASIC" 語言在個人電腦上實現。並且是由一個主程式和一個控制副程式來實現此 ARNN 控制器之即時控制。主程式中設定了參數和 I/O 的初始化。控制副程式利用 1 毫秒的取樣時間來取得 Encoder 的資料和計算控制演算法。首先由運動控制卡的 Encoder 讀取兩軸的轉子位置，並根據 ARNN 控制演算法計算出 X、Y 軸之

轉矩命令，然後經由 DAC 將所計算出的命令送至二軸。

為了驗證 ARNN 控制器對系統效能的改善，於是本文利用一個 3 層的 RNN 為主控制器的系統來控制此 X-Y 平台以便與 ARNN 相比較。並且此 RNN 之網路架構和學習速率均與 ARNN 相同。圖四為 RNN 控制器在圓形和星形參考軌跡下的實作結果。在必須考慮實際存在的不確定因素下的實作結果中，我們可以看出雖然在同樣的學習速率下，但是 RNN 卻表現出較差的追隨響應。圖五為 ARNN 控制系統在圓形和星形參考軌跡下的實作結果。從實作結果中，我們不僅可以看出 ARNN 控制系統所得到較好的追隨響應，也可以觀察出 ARNN 控制系統在必須考慮不確定因素時的強健性。

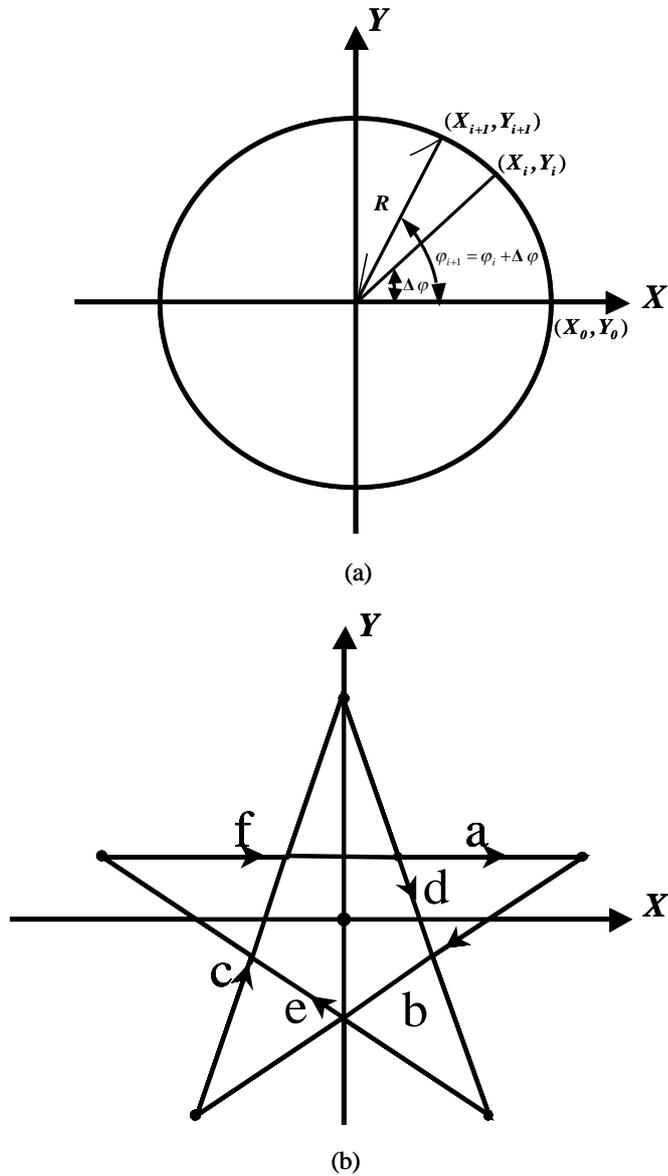
表一為 RNN 和 ARNN 控制器在圓形和星形參考軌跡下，利用平均追隨誤差和追隨誤差之標準差所得到的效能量測。比較其效能量測值，可以明顯地觀察出其 ARNN 控制器的確是比 RNN 控制器更適合使用在 CNC 工具機上。

結論

本文成功地將適應性遞迴式類神經網路控制系統應用在由二顆磁場導向控制之永磁同步馬達所構成的 X-Y 平台，用以追隨各種不同的參考軌跡。首先，本文先介紹了磁場導向控制之永磁同步馬達伺服驅動系統的基本原理。然後利用 Lyapunov Stability 來分析 ARNN 控制系統之穩定性。在設計 ARNN 控制系統方面，RNN 是用來估測一個未知動態函數。而強健控制器中則是利用一個簡單的適應演算法來線上調整包含了近似誤差、外力干擾、交叉耦合干擾和摩擦力之總集不確定項。最後，並利用了各種不同的參考軌跡命令來測試我們所提出控制器的效能。

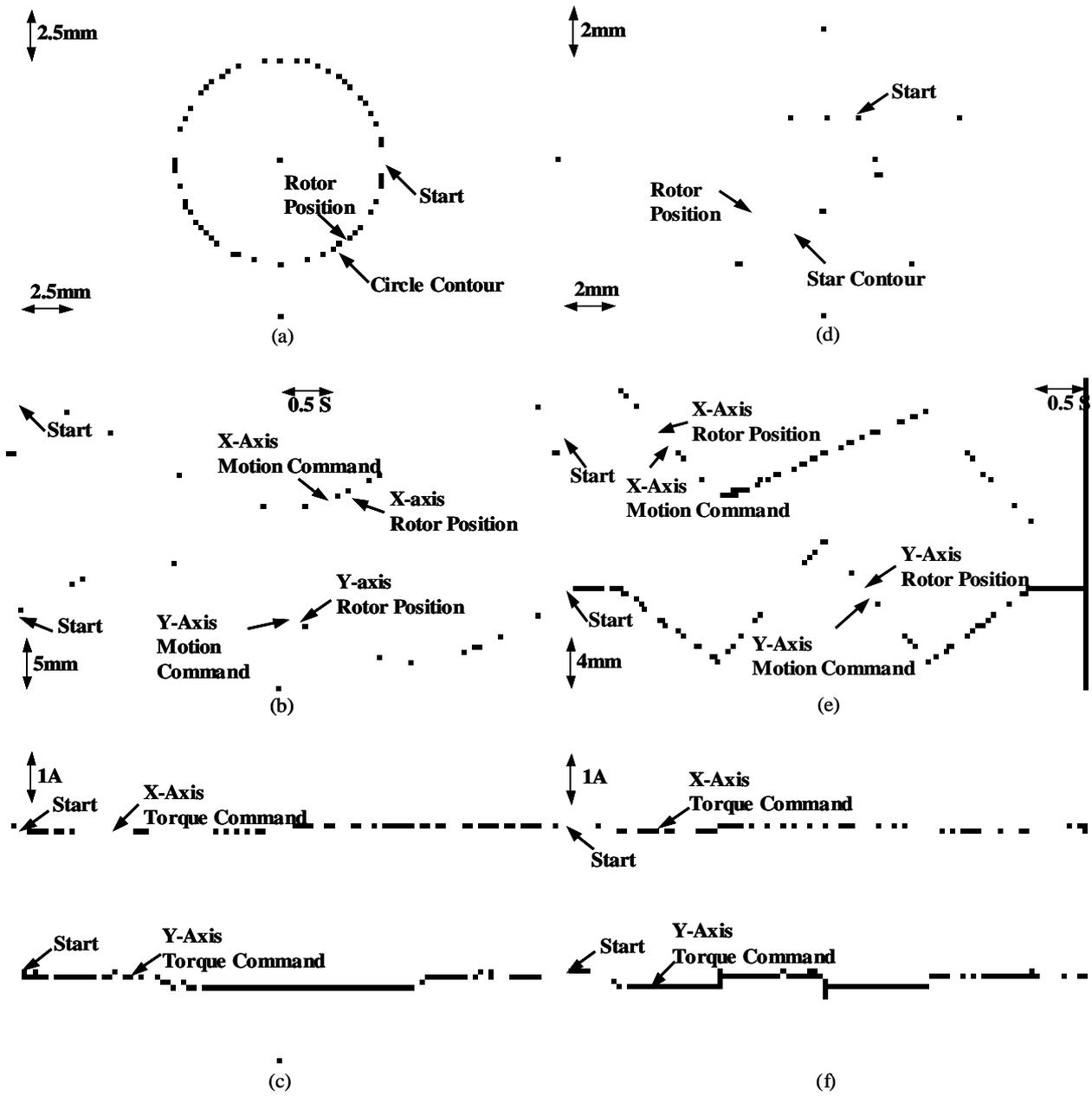
表一 控制器之效能量測

軌跡 & 控制器 μm	圓形		星形	
	RNN	ARNN	RNN	ARNN
追隨誤差				
平均值	17.33	2.42	11.98	3.90
標準差	14.22	2.77	24.12	7.17



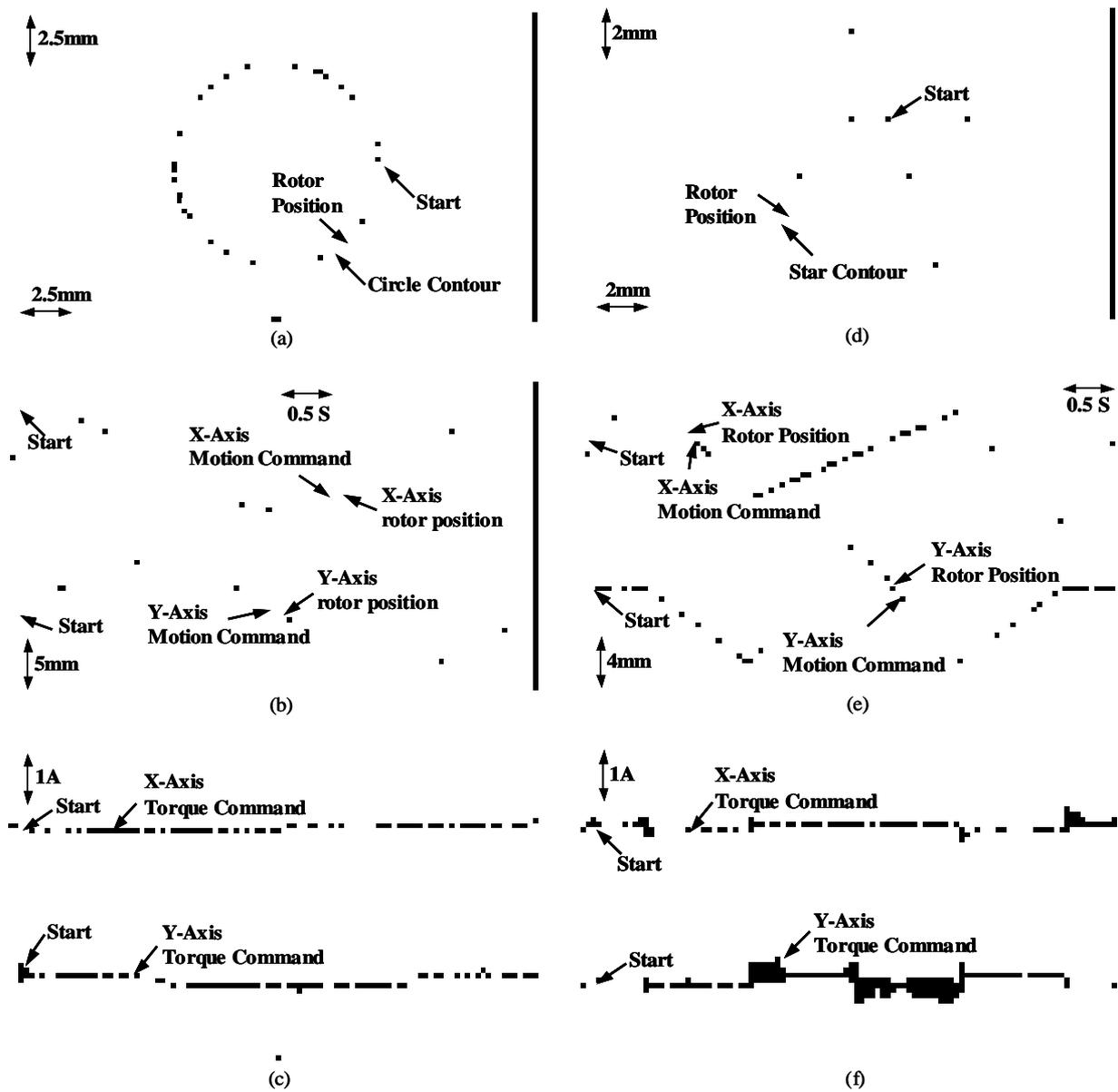
圖三 參考軌跡:

- (a) 圖形軌跡;
- (b) 星形軌跡



圖四 遞迴式類神經網路控制系統實測結果

- (a) 圓形軌跡輪廓追隨圖
- (b) 圓形軌跡 X 與 Y 軸追隨圖
- (c) 圓形軌跡 X-Y 軸力矩命令
- (d) 星形軌跡輪廓追隨圖
- (e) 星形軌跡 X 與 Y 軸追隨圖
- (f) 星形軌跡 X-Y 軸力矩命令



圖四 適應性遞迴式類神經網路控制系統實測結果

- (a) 圓形軌跡輪廓追隨圖
- (b) 圓形軌跡 X 與 Y 軸追隨圖
- (c) 圓形軌跡 X-Y 軸力矩命令
- (d) 星形軌跡輪廓追隨圖
- (e) 星形軌跡 X 與 Y 軸追隨圖
- (f) 星形軌跡 X-Y 軸力矩命令

參考文獻

- (1) M. P. Groover: *Fundamentals of Modern Manufacturing: Materials, Process, and Systems*, Upper Saddle River, NJ, Prentice-Hall (1996)
- (2) D. Hanafi, M. Tordon, and J. Katupitiya: "An active axis control system for a conventional CNC machine", in *Proc. IEEE/ASME Int. Conf. Advanced Intelligent Mechatronics*, pp. 1188-1193 (2003)
- (3) M. T. Pham, Ph. Poignet, and M. Gautier: "Automatic tuning of cascade structure CNC controllers", in *Proc. 6th Int. Workshop Advanced Motion Control, Nagoya, Japan*, pp. 390-395(2000)
- (4) E. C. Park, H. Lim, and C. H. Choi: "Position control of X-Y table at velocity reversal using presliding friction characteristics", *IEEE Trans. Control Systems Technology*, vol. 11, no. 1, pp. 24-31(2003)
- (5) B. K. Choi, C. H. Choi, and H. Lim: "Robust motion control for CNC machining centers in cutting process: model based disturbance attenuation", in *Proc. 5th Int. Workshop Advanced Motion Control, Coimbra, Portugal*, pp.310-315(1998)
- (6) Y. Eun, J. H. Kim, and D. I. D. Cho: "Variable structure control of AC servo motors for performance improvement in CNC applications", in *Proc. IEEE Int. Conf. Industrial Technology, Shanghai, China*, pp. 579-583(1996)
- (7) R. Q. Jiang and J. G. Cai: "Neuron based adaptive control algorithm for CNC Positioning servo system", in *Proc. 3rd World Congress Intelligent Control and Automation, Hefei, China*, pp. 3121-3125(2000)
- (8) D. I. Kim and S. Kim: "An iterative learning control method with application for CNC machine tools", *IEEE Trans. Industry Applications*, vol. 32, no. 1, pp. 66-72(1996)
- (9) T. W. S. Chow and Y. Fang: "A recurrent neural-network-based real-time learning control strategy applying to nonlinear systems with unknown dynamics", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 45, pp. 151-161(1998)
- (10) C. C. Ku and K. Y. Lee: "Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control",

IEEE Trans. Neural Networks, vol. 6, pp. 144–156(1995)

- (11) F. J. Lin, C. H. Lin and C. M. Hong: “Robust control of linear synchronous servo drive using disturbance observer and recurrent neural network compensator“, *IEE Proc.-Electr. Power Appl.*, vol. 147, no. 4, pp. 263-272 (2000)
- (12) F. J. Lin: "Real-time IP position controller design with torque feedforward control for PM synchronous motor", *IEEE Trans. Indus. Electro.*, vol. 44, no. 3, pp. 398-407(1997)
- (13) A. P. Maulana, H. Ohmori, and A. Sano: “Friction compensation strategy via smooth adaptive dynamic surface control”, *IEEE CCA Conf. Rec.*, pp. 1090-1095(1999)
- (14) F. J. Lin, W. J. Hwang, and R. J. Wai: “A supervisory fuzzy neural network control system for tracking periodic inputs”, *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 7, pp. 41-52, Feb(1999)