

## 以支持向量迴歸技術為基礎之適應性智能控制

鄧世剛<sup>1</sup> 林聖義<sup>2\*</sup> 劉達明<sup>3</sup>

<sup>1</sup>國防大學理工學院動力暨系統工程學系

<sup>2</sup>國防大學理工學院國防科學研究所

<sup>3</sup>國防部軍備局中山科學研究院

### 摘 要

本研究以支持向量迴歸(Support Vector Regression, SVR)技術，設計一個能即時線上學習並進行適應性控制的智能控制器—支持向量迴歸控制器(SVR Controller, SVRC)，並將之實現在直流馬達轉速控制。研究中以閉迴路系統回授機制來得到誤差信號，將此誤差信號轉換成比例、積分與微分等三種誤差信號，用來在每個時間步階裡不斷地重複訓練控制器，使其能精準掌握控制命令變化趨勢，進而達成適應性控制的目的。模擬實驗中以步階命令進行測試，逐步探討 SVR 參數選定、即時訓練資料點數量及時間步階大小對控制效能的影響，找出最適合直流馬達轉速控制的 SVRC 設計，最後並將模擬結果與傳統 PID 控制結果比較，證實 SVRC 具有極優異的控制效能。

**關鍵詞：**支持向量迴歸，智能控制，適應性控制

## A Support Vector Regression Technique Based Adaptive Intelligent Control

S. Deng<sup>1</sup>, Seng-Yi Lin<sup>2\*</sup>, and Da-Ming Liu<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Department of Power Vehicle and Systems Engineering, Chung-Cheng Institute of Technology, National Defense University

<sup>2</sup> School of Defense Science, Chung-Cheng Institute of Technology, National Defense University

<sup>3</sup> Chung-Shan Institute of Science and Technology, Armament Bureau

### ABSTRACT

This research applied the Support Vector Regression (SVR) technique to design an on-line learning adaptive intelligent controller, called SVR controller (SVRC), to perform a DC motor speed control. In this research, we used the error signals feedback from the closed loop DC motor control system, transformed them to the proportional, integral and differential type of signals, to train the SVRC on-line in every time step repeatedly to handle the trend of command precisely. Then, we used the trained SVRC to perform the DC motor control on-line adaptively. Within the simulation, a unit step function was designed to perform the test works for selecting the SVR parameters, the quantity of the training data for on-line training, and the size of the time step for the efficiency of SVRC in motor speed control system. Finally, the SVRC simulation results were compare with the traditional PID controller results to conform that SVRC has excellent adaptive control ability.

**Keywords:** support vector regression, intelligent control, adaptive control

文稿收件日期 100.1.6; 文稿修正後接受日期 100.6.14; \*通訊作者

Manuscript received January 6, 2011; revised June 14, 2011; \*Corresponding author

## 一、前言

所謂控制就是驅使受控對象達到預先設定的目標，而智能控制[1]簡單地說就是在傳統控制理論中引入諸如邏輯、推理與啟發式規則等因素，使之具有某種“智能”性，它是人工智能、控制理論與計算機科學等學科融合發展而成，目的在處理難以用數學模型準確描述的大規模複雜非線性系統，由於這些系統通常是時變的或不確定的，很難用傳統控制理論建立合適的控制器，需要像人腦那樣根據經驗進行學習、推理與決策，所以在智能控制系統中，“學習”是最重要的特性。

近年來，人工神經網路(Artificial Neural Network, ANN)與模糊理論(Fuzzy)等人工智能技術被認為是智能控制的主要實現手段，並已經廣泛地實現在各類自動控制系統。Savran 等[2]運用 ANN 進行高性能飛行器(F-16)飛行控制，首先用俯仰(Pitch)、翻滾(Roll)及偏擺(Yaw)姿態的既有歷史信號資料建立飛行器 ANN 預測模型，接著設計一組混合 ANN 控制器與傳統 PID 控制器的智能控制器，對升翼、副翼及舵翼驅動器進行適應性控制。Kumar 等[3]結合倒傳遞神經網路(Back Propagation Neural Network, BPNN)與線性濾波器去近似導引律，模擬無人駕駛直升機高度控制，先以離線訓練方式獲得具備穩定控制效能的模型，接著放入閉迴路系統進行即時訓練與控制。Eksi 等[4]用智能控制方法解決車輛懸吊系統的震動問題，震動問題本源為車輛行駛於不平的路面，共有來自底盤 7 個自由度的信號組合成震動的現象，研究中設計所謂的 ANN 強健控制系統，包含一組 ANN 控制器與懸吊系統的 ANN 預測模型及一組強健控制器，最後將模擬結果與傳統 PID 控制器模擬結果比較。Shaocheng 等[5]及 Boulkroune 等[6]則是運用模糊邏輯理論設計適應性控制器，進行多輸入多輸出的複雜非線性系統模擬控制。Chen 等[7]運用模糊神經網路技術設計一個具有參考模型的控制系統，包含一個模糊神經網路控制器及模糊神經網路辨識器。Asiltürk 等[8]用模糊神經網路技術設計帶鋸機的力量控制與監控系統，因為適當的力量控制才能對被加工件進行高精度、高品質的加工處理，其中電壓供給大小及切割速度是兩個重要控制參數，研究最後並以此智能控制器實際針對數個鐵材

進行加工控制並有相當良好的加工成果。Chen 等[9]運用模糊神經網路技術對一個多輸入、多輸出的非線性複雜系統進行適應性控制，主要特色是模糊規則庫是隨著學習不斷變動的，最後並將其實現於兩關節機器手臂的模擬控制。

支持向量機(Support Vector Machines, SVM)是 1990 年代開始崛起的人工智能技術，此演算法是由 Vapnik 博士與其工作團隊在 90 年代提出的機器學習演算法[10]，它以統計學習理論(Statistical Learning Theory, SLT)為基礎，依據結構風險最小化原則(Structural Risk Minimization, SRM)，求解過程同時權衡網路結構產生的誤差及訓練產生的誤差，來達到最佳化目的。它在實現 SRM 概念時，利用最佳化的手段把問題轉換成二次規化型態，因此可有效逼近全域最佳解[11]；此外藉由引入核函數(Kernel function)，可以將問題映射到高維度特徵空間中進行線性求解，具備處理複雜問題的能力。此算法最初僅被設計用來求解分類問題，隨後被擴展運用於處理迴歸問題(Support Vector Regression, SVR)。

SVR 除了具備與 ANN 類似的網路學習架構的優勢，並搭配統計學習理論以及相關最佳化手段，達到優異的學習效果，且相較於 ANN 有需選定參數較少及求解穩定的優勢，現已被廣泛地運用在各領域，近幾年亦有學者嘗試將其導入各類自動控制系統。Suykens 等[12]將 Bryson 在 1969 提出的 N-Stage 最佳化控制方法與最小平方支持向量機(Least Square SVM, LS-SVM)技術結合實現最佳化智能控制，並以倒鐘擺系統及在斜板上取得平衡的滾球系統為模擬案例。Shin 等[13]將 SVR 導入模型預測控制(Model Predictive Control, MPC)架構中，並以無人飛機(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)飛機當成受控體，模擬 UAV 飛行時的橫向姿態控制。Shin 等[14]進一步設計兩個 SVR 智能控制器同時模擬 UAV 飛行時的橫向與縱向姿態之適應性控制。

本研究設計一個支持向量迴歸控制器(Support Vector Regression Controller, SVRC)對直流馬達轉速進行適應性控制，因為精準地驅動馬達是各類大型機電整合自動控制系統或各類自動武器控制系統的根本，所以選用直流馬達為標的來闡述以支持向量機實現智能控制的概念。研究中藉由閉迴路系統回授機制

來得到誤差信號，並將此誤差信號仿效傳統PID(Proportional Integral Differential)控制器轉換成比例、積分與微分等三種誤差信號，用來在每一個時間步階裡不斷地重複訓練控制器，使其能精準掌握控制命令變化趨勢，進而達成適應性控制的目的。與傳統PID控制器最大不同的是，PID控制器比例、積分與微分等三種誤差信號的增益是固定的，而SVRC三種誤差信號的增益是網路權重所決定，換言之，即在每個時間步階裡SVRC每訓練完一次，就會得到符合最新控制信號變化趨勢的增益。

## 二、支持向量迴歸運算流程簡述

簡述SVR運算流程如下[15]:假設將某一訓練集提供給學習網路，目的在獲得輸入-輸出之間的關係 $f(x)$ 。此訓練集 $\mathbf{T} = \{[\mathbf{x}(i), y(i)] \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}, i=1, \dots, p\}$ 包含 $p$ 組輸入-輸出對應資料 $(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_p, y_p)$ ，其中輸入向量 $\mathbf{x}$ 為 $n$ 維向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 且系統輸出值 $y \in \mathbb{R}$ 是一個連續數值。此時假設要求解的線性迴歸超平面 $f(\mathbf{x}, \mathbf{w})$ 為：

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (1)$$

其中 $\mathbf{w}$ 代表變數權重向量， $b$ 代表截距值。有別於SVM使用0, 1損失函數，SVR引入 $\varepsilon$ 不敏感損失函數：

$$E(\mathbf{x}, y, f) = |y - f(\mathbf{x}, \mathbf{w})|_{\varepsilon} = \begin{cases} 0, & \text{if } |y - f(\mathbf{x}, \mathbf{w})| \leq \varepsilon \\ |y - f(\mathbf{x}, \mathbf{w})| - \varepsilon, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

此函數定義一條 $\varepsilon$ 帶如圖1，若預測值落在 $\varepsilon$ 帶內則訓練損失(誤差)即為0，對於那些預測值落在 $\varepsilon$ 帶外的點，訓練損失即該點和 $\varepsilon$ 帶之間的距離。此時經驗風險因為 $\varepsilon$ 不敏感損失函數引入變成：

$$R_{emp}^{\varepsilon}(\mathbf{w}, b) = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |y_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - b|_{\varepsilon} \quad (3)$$

接著依據SRM原則同時最小化經驗風險 $R_{emp}^{\varepsilon}$

以及 $\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$ 。因此可藉由最小化(4)式，來得到最佳迴歸超平面 $f(\mathbf{x}, \mathbf{w})$ ：

$$\text{Min } R = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^p |y_i - f(\mathbf{x}_i, \mathbf{w})|_{\varepsilon} \quad (4)$$

為增加迴歸超平面允錯彈性，引入兩個正值鬆弛變數 $\xi, \xi^*$ ，允許訓練點落在 $\varepsilon$ 帶外：

$$|y - f(\mathbf{x}, \mathbf{w})| - \varepsilon = \xi \quad (5a)$$

允許訓練點落在 $\varepsilon$ 帶上方。

$$|y - f(\mathbf{x}, \mathbf{w})| - \varepsilon = \xi^* \quad (5b)$$

允許訓練點落在 $\varepsilon$ 帶下方。

鬆弛變數引入，最小化(4)式等於最小化(6)式：

$$\text{Min } R_{\mathbf{w}, \xi, \xi^*} = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \left( \sum_{i=1}^p \xi + \sum_{i=1}^p \xi^* \right) \quad (6)$$

此時限制式為：

$$y_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - b \leq \varepsilon + \xi_i, \quad i=1, 2, \dots, p \quad (7a)$$

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, \quad i=1, 2, \dots, p \quad (7b)$$

$$\xi \geq 0, \quad \xi^* \geq 0 \quad (7c)$$

接著運用Lagrange方法將目標式與限制式合併，並引入KKT(Karush-Kuhn-Tucker)條件將問題轉換成二次規劃型態，求解Lagrange Multipliers，續計算迴歸超平面的最佳權重向量如(8)式：

$$\mathbf{w}_0 = \sum_{i=1}^p (\alpha_i - \alpha_i^*) \mathbf{x}_i \quad (8)$$

最後可計算出最佳迴歸超平面如(9)式：

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \mathbf{w}_0^T \mathbf{x} + b = \sum_{i=1}^p (\alpha_i - \alpha_i^*) \mathbf{x}_i^T \mathbf{x} + b \quad (9)$$

其中 $\alpha_i, \alpha_i^*$ 即所謂的Lagrange multipliers。落在 $\varepsilon$ 帶內部的訓練點，其Lagrange multipliers等於0，而那些Lagrange multipliers不為0的訓練點，即是構成迴歸超平面 $f(\mathbf{x}, \mathbf{w})$ 的支援向量。而在非線性狀況下，則直接引入核函數 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$ 如(10)式：

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \sum_{i=1}^p (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (10)$$

此時截距值可藉由 $\varepsilon$ 帶上方或下方的訓練點

計算如(11)式：

$$b = y_i - \sum_{j=1}^{U\_SVs} (\alpha_j - \alpha_j^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \varepsilon, \quad \text{for } 0 < \alpha_i < C \quad (11a)$$

$$b = y_i - \sum_{j=1}^{L\_SVs} (\alpha_j - \alpha_j^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \varepsilon, \quad \text{for } 0 < \alpha_i < C \quad (11b)$$

其中  $U\_SVs$  代表上界支援向量點數量， $L\_SVs$  代表下界支援向量點數量。

本研究使用之核函數種類為RBF (Radial Basis Function)核函數如下：

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = e^{-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2} \quad (12)$$

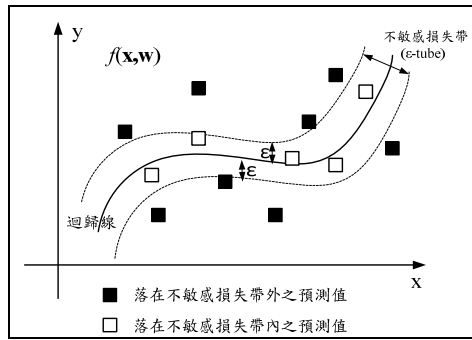


圖 1. 不敏感損失帶示意圖

### 三、有刷直流馬達等效電路模型與電壓-速度轉移函數

有刷式直流馬達是一個以電力為能量來源，轉換為轉動機械功的元件，等效電路模型如圖 2 所示[16]。馬達由直流電源  $V_{in}$  供應能量，馬達內的電磁鐵有等效的電阻和電感，轉子轉動時馬達會產生反電動勢  $V_{emf}$ ，反電動勢  $V_{emf}$  會隨著轉速增加而提高，這些因素構成(13)式和(14)式的有刷直流馬達等效電路模型。機械特性的模型如(15)式和(16)式所示，包括馬達的輸出轉矩  $T$ 、負載轉矩  $T_{Load}$ 、負載轉動慣量  $J$  及轉速  $\omega$ 。連結機械與電路模型的關係則是輸出轉矩  $T$  為電流的  $K_m$  倍， $K_m$  稱為輸出轉矩常數。反電動勢  $V_{emf}$  為轉速的  $K_b$  倍， $K_b$  稱為反電動勢常數，又  $K_m = K_b$ ，因此後續僅以  $K_m$  代表，如(14)式所示。

$$V_{in}(t) = L \frac{di}{dt} + Ri(t) + V_{emf}(t) \quad (13)$$

$$V_{emf}(t) = K_m \omega(t) \quad (14)$$

$$J \frac{d\omega}{dt} = T(t) - T_{Load} \quad (15)$$

$$T(t) = K_m i(t) \quad (16)$$

小型有刷直流馬達模型推導時，電感值極小可忽略不計，並假設轉軸摩擦力及負載轉矩均為零，經計算與拉氏轉換可得輸入電壓  $V_{in}(s)$  與轉速  $\omega(s)$  的標準一階系統轉移函數如下：

$$\begin{aligned} \frac{\omega(s)}{V_{in}(s)} &= \frac{K_m/R}{(Js + K_m^2/R)} = \frac{K_m}{(JR s + K_m^2)} \\ &= \frac{1/K_m}{(JR/K_m^2)s + 1} = \frac{K}{\tau s + 1} \end{aligned} \quad (17)$$

本研究引用文獻中 Quanser QNET-010 直流馬達教育模組相關參數，假設電壓-速度轉移函數如下：

$$\frac{\omega(s)}{V_{in}(s)} = \frac{37.99}{0.4216s + 1} \quad (18)$$

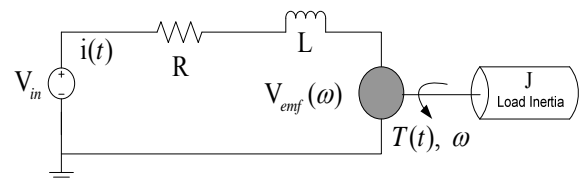


圖 2. 有刷直流馬達等效電路模型

### 四、適應性 SVRC 設計概念

閉迴路回授控制系統是最基本且運用最多的控制方式，本研究以此架構加入 SVRC 進行適應性控制，設計概念如圖 3 所示，主要分成控制器訓練與預測輸出兩部份。系統中將控制命令與輸出信號的誤差，仿效傳統 PID 控制器轉換成比例、積分與微分等三種誤差信號，用來在每一個時間步階裡不斷地重複訓練控制器，使其能精準掌握控制命令變化趨勢，進而達成適應性控制的目的。首先暫定 SVR 演算法所需之正規化參數  $C=1$ ，RBF 核參數  $\gamma=1$ ，此兩參數在模擬控制過程不會變動。模擬時離散時間步階暫選定為 0.1 秒，SVRC 的訓練資料筆數暫定往前追溯 5 個時間步階(含目前時間步階資料)，控制流程概念如後：

- (1) 初始設定
  - (1.1) 假設 SVRC 初始模型為 SVRC(0) (假設其 Lagrange 乘子  $\alpha(0)=[0,0,0,0,0]^T$ ，偏權值  $b(0)=0$ ，搭配  $C=1$  與  $\gamma=1$  構成初始模型)。
  - (1.2) 控制器輸出信號  $Y_t(0)=0$ ，經過受控體之系統輸出信號  $y(0)=0$ 。
- (2) 第  $n$  個時間步階
  - (2.1) 預測階段
    - a. 控制命令  $r(n)$  與回授信號的誤差  $e(n)=r(n)-y(n-1)$ 。
    - b. 將誤差信號轉換成比例  $ep(n)$ 、積分  $ei(n)$  及微分  $ed(n)$  三種型式。
    - c. 將  $ep(n)$ 、 $ei(n)$  及  $ed(n)$  輸入已訓練好的 SVRC( $n-1$ ) 控制器模型得到  $Y_t(n)$ ，經過飽和器輸出為  $Y_s(n)$ ，再經過受控體產生系統輸出信號  $y(n)$ 。
  - (2.2) 訓練階段
    - a. 往前追溯 5 個時間步階(含目前時間步階資料)整理出訓練資料。
    - b. 用 SVR 演算法訓練 SVRC( $n$ ) 控制器，以供下一個時間步階預測階段使用。

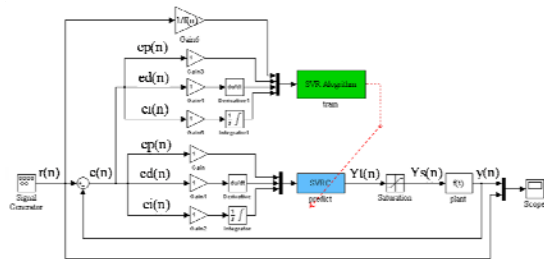


圖 3. 適應性 SVRC 設計概念

闡述完設計概念，另提出相關重點如下：

- (1) 三種用來訓練與預測的誤差信號具備實際的物理意義，比例誤差代表誤差原始狀態與振幅，積分誤差代表誤差的累加，而微分誤差則是代表誤差函數的斜率，因此選此三種信號用來當成 SVRC 的訓練資料，配合 SVR 演算法致力於控制過程誤差的極小化。
- (2) 理想控制器在物理意義上來說，其實就是受控對象的逆模型，上述訓練資料安排時，以三種誤差信號當成輸入，對應各時間步階的控制命令除以轉移函數當成輸出，用義在期望經過三種誤差信號經過控制器及受控體所產生的輸出信號，能夠精確追隨在極短時間區間內的控制命令變化趨勢。

- (3) 傳統 PID 控制器比例、積分與微分等三種誤差信號的增益是固定的，而 SVRC 三種誤差信號的增益是靠網路訓練後所得之權重來決定，換言之，即在每個時間步階裡 SVRC 每訓練完一次，即會得到符合最新控制信號變化趨勢的網路權重，用來預測下一個時間步階的輸出，進而達成適應性控制的目的。
- (4) 既然理想控制器在物理意義上來說就是受控對象的逆模型，當出現轉移函數趨近於零時，理論上 SVRC 就會提供一個極大值的控制命令，這在實際上是不可發生，因此在控制系統中加入一個合理範圍的飽和器。本研究引用的直流馬達教育模組 (Quanser QNET-010) 可承載的電壓範圍為  $\pm 10V$ ，即以此設定飽和器之上下限。
- (5) SVRC 之正規化參數  $C$  扮演權衡及平滑化預測函數的角色，而核參數  $\gamma$  的選擇將決定學習網路架構複雜程度，而不同參數組合將會有不同的控制效果，此兩參數的影響與選擇，將在模擬實驗進一步探討。
- (6) SVR 訓練時至少需要 3 筆訓練資料[17]，最多則無限制，而訓練資料筆數多寡，亦會影響控制器學習效果，此部分會在模擬實驗進一步探討。
- (7) 當時間步階越小控制效果會越精準，但代價是計算時間將會越長，有關時間步階的影響亦將在模擬實驗進一步探討。

## 五、應用 SVRC 於直流馬達轉速控制模擬實驗

### 5.1 步階控制命令模擬

步階信號是最常被用來當成控制器測試與設備調校的信號，本研究 SVRC 即以步階控制命令為模擬控制標的，相關實驗設定如下：

- (1) 步階轉速控制命令為 300 rad/sec (約 2865.3 rpm)，模擬時間共 5 秒。
- (2) 飽和器電壓範圍設定為  $\pm 10V$ 。
- (3) 離散時間步階 0.1 秒(暫定)。
- (4) 設定 SVRC 訓練資料筆數為 5 筆(暫定)。
- (5) 設定 SVRC 之正規化參數  $C=1$  及核參數  $\gamma=1$  (暫定)。

初始模擬控制實驗結果如圖 4。可看出在 2 秒後 SVRC 已可精準控制，但在 2 秒前的控



制效果卻無法令人滿意，所以接著進行控制系統相關設定的調整實驗。鑒於系統輸出結果的圖形，其細微差異僅用肉眼往往難以詳加辨識，為便於依序調整 SVRC 參數、訓練資料筆數及時間步階大小對控制效能的影響，研究中引入誤差均方根(Root of Mean Square Error, RMSE)指標[18]如(19)式所示，藉以協助比較相關設定值靈敏度分析之結果。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [r(n)-y(n)]^2} \quad (19)$$

其中：

- n 代表第 n 個時間步階
- N 代表模擬過程離散時間點總數量
- r(n)代表第 n 個時間步階之控制命令
- y(n)代表第 n 個時間步階之系統輸出

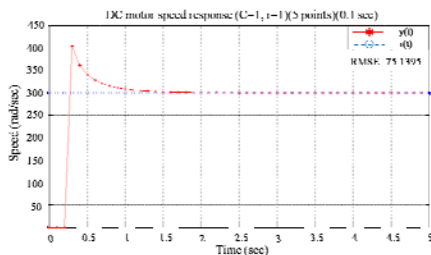


圖 4. 初始模擬控制結果 (C=1,  $\gamma=1$ , 5 個訓練點，時間步階 0.1 秒)

### 5.1.1 正規化參數 C 與核參數 $\gamma$ 靈敏度分析

SVRC 之正規化參數 C 扮演權衡及平滑化預測函數的角色，而核參數  $\gamma$  的選擇將決定學習網路架構複雜程度，而不同參數組合將會有不同的控制效果。舉例來說，當選定 C=10 及  $\gamma=1$  時，模擬結果可明顯看出在初始輸出處有劇烈震盪，控制效果較差，如圖 5 所示。研究中針對正規化參數 C 與核參數  $\gamma$  的選取，在 0.1 至 10 之間交叉驗證，各組參數組合之 RMSE 計算結果如表 1。

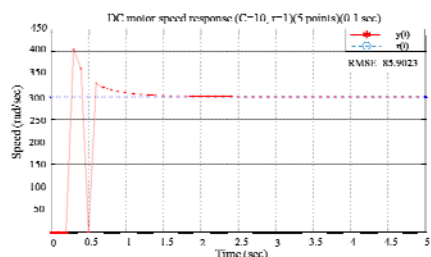


圖 5. C=10,  $\gamma=1$ , 5 個訓練點，時間步階 0.1 秒之模擬結果

表 1. C 與  $\gamma$  組合之 RMSE 計算結果

		$\gamma$				
		0.1	0.5	1	5	10
C	0.1	84.8350	84.8350	84.8350	84.8350	84.8350
	0.5	75.1395	75.1395	75.1395	75.1395	75.1395
	1	75.1395	75.1395	75.1395	85.9023	75.1395
	5	75.1395	75.1395	85.9023	74.8623	74.8623
	10	75.1395	75.1395	85.9023	74.8623	74.8623

上表顏色標註部份是模擬信號一開始會類似圖 5 一樣，產生劇烈震盪的參數組合，雖部分組合之 RMSE 計算值稍低但仍不予選用。本研究選用 C=0.5 及  $\gamma=5$  來進行後續模擬控制實驗。

### 5.1.2 訓練資料筆數靈敏度分析

SVR 演算法在進行訓練時至少需要 3 筆訓練資料，最多則無限制，而訓練資料筆數多寡會影響控制器學習效果。研究中 SVRC 之參數依循 5.1.1 節實驗結果選用 C=0.5 及  $\gamma=5$ ，時間步階暫定 0.1 秒，訓練資料筆數則依序選用 3 筆、5 筆及 10 筆進行模擬，模擬結果如圖 6(a)、圖 6(b)及圖 6(c)。從模擬結果可明顯看出，當學習訓練資料筆數過多反而會影響 SVRC 控制效能；雖訓練資料 3 筆與 5 筆之模擬控制效能是相同的，但訓練點太少極可能產生預測模型太過靈敏的缺點，因此折中選用訓練資料 5 筆來進行後續模擬控制實驗。

### 5.1.3 時間步階大小靈敏度分析

為探討時間步階對模擬控制結果的影響，依序選用時間步階 0.1 秒、0.01 秒、0.001 秒及 0.0001 秒來進行模擬，結果如圖 7(a)至 7(d)所示。此時 SVR 參數及訓練資料筆數依循 5.1.1 節及 5.1.2 節實驗結果，分別選用 C=0.5 及  $\gamma=5$ ，訓練資料筆數 5 筆進行模擬。由於此節模擬實驗牽涉到時間計算，所以列出執行此模擬實驗之軟硬體如下：MATLAB R2007a，Microsoft Windows XP SP3 作業系統，1.86 GHZ Intel Core Duo CPU，2GB RAM。

從模擬實驗結果可知，所選擇的時間步階越小則控制效果越好，但相對要付出計算時間變長的代價。本研究智能控制器重點在能夠即時線上學習，並即時執行適應性控制，所以時

間步階不可能漫無限制的縮小，導致計算時間過長而無法實現即時控制。從效能、時間及實務上考量選擇後續模擬時間步階為 0.001 秒，理由如下：

- (1) 當時間步階從 0.001 秒減少為 0.0001 秒，其控制效能增加有限，但僅模擬 5 秒鐘卻需花費將近 10 分鐘的計算時間。
- (2) 雖然時間步階選用 0.001 秒時，所花費的總計算時間需 51.25 秒，但考量本研究撰寫的程式旨在概念實現，尚未進行程式效能最佳化處理，另模擬所用的軟硬體皆屬低階，研判依目前積體電路相關技術等級，時間步階選用 0.001 秒在實務上應可實現。

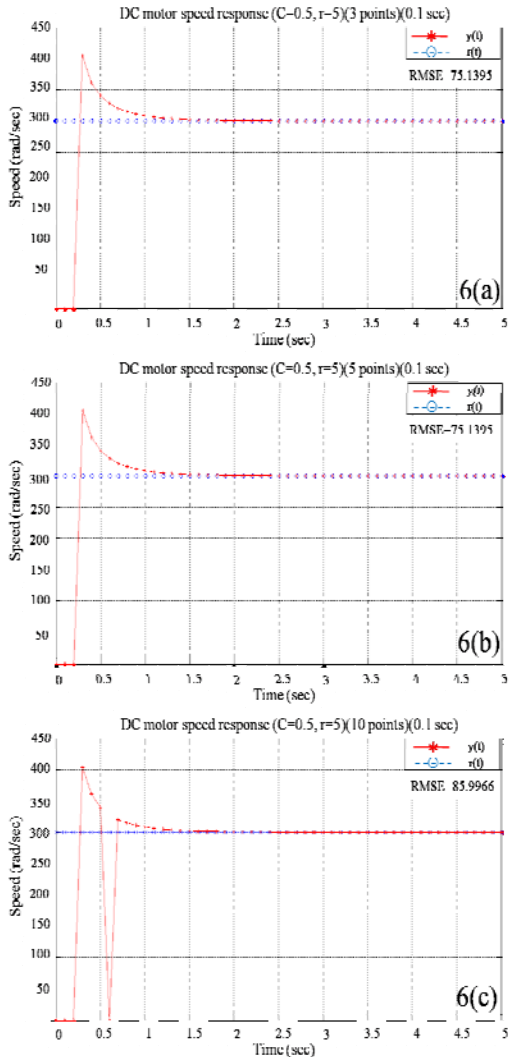


圖 6. 不同訓練資料數量模擬結果：6(a)訓練資料 3 筆；6(b)訓練資料 5 筆；6(c)訓練資料 10 筆

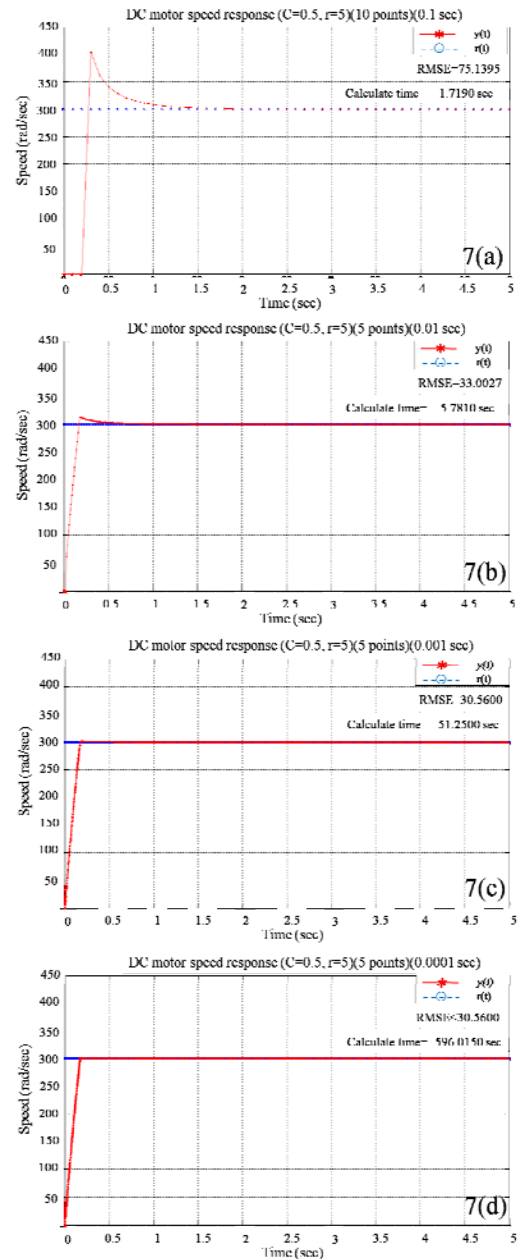


圖 7. 不同時間步階模擬結果：7(a) 0.1 秒；7(b) 0.01 秒；7(c) 0.001 秒；7(d) 0.0001 秒

## 5.2 SVRC 控制器效能探討

一個控制系統的效能通常有下列要求：穩定、快速與準確。對一階系統而言，時間常數  $\tau$  是暫態響應快慢的重要指標 [19-21]，即系統輸出到達穩態值之 63.2% 所需之時間（命名為  $t_c$ ），如圖 8 所示。此外研究中另探討系統響應之延遲時間（命名為  $t_d$ ：系統輸出到達穩態值之 50% 所需時間）及  $\pm 2\%$  安定時間（命名為  $t_s$ ：步階響應到達穩態值之  $\pm 2\%$ ，且以後不

再超出此範圍所需之時間)，來當作控制效能評判的參考。從(18)式可知，未加任何控制命令之有刷直流馬達，其速度轉移函數之時間常數為 0.4216 秒，延遲時間  $t_d$  為 0.2951 秒（約等於  $0.7\tau$ ），安定時間  $t_s$  為 1.6864 秒（約等於  $4\tau$ ）。

為探討本研究 SVRC 控制效能，依循 5.1 節實驗所得之相關設定 ( $C=0.5$  及  $\gamma=5$ ，訓練資料筆數 5 筆，時間步階 0.001 秒) 進行模擬控制，結果如圖 9(a) 所示，其  $t_c=0.0990$  秒， $t_d=0.0770$  秒， $t_s=0.1670$  秒。研究中另設計一組調整良好的 PID 控制器進行轉速控制(控制系統中同樣加入電壓範圍設定為  $\pm 10V$  的飽和器)，藉以比較其系統響應，如圖 9(b) 所示，其  $t_c=0.294$  秒， $t_d=0.2130$  秒， $t_s=0.638$  秒。由比較結果可看出 SVRC 針對直流馬達轉速控制，具有相當優異控制效能。

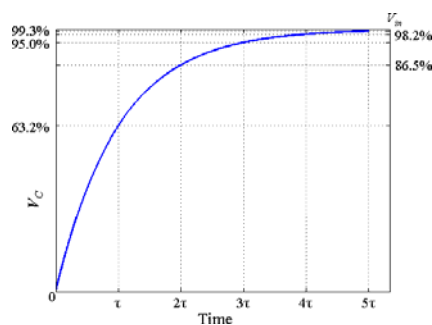


圖 8. 一階系統對步階命令之暫態響應[21]

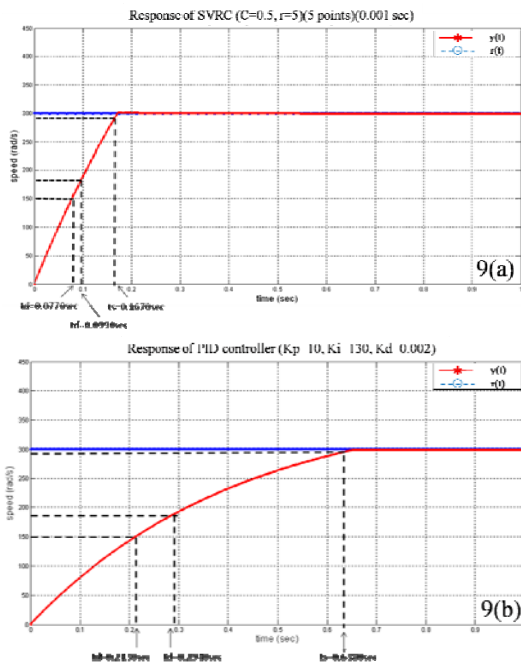


圖 9. 控制效能比較：9(a) SVRC 控制效能；9(b) PID 控制器控制效能

### 5.3 其它常用控制命令模擬

分析完步階控制命令，研究中另模擬弦波與斜線控制命令，透過 SVRC 對直流馬達進行轉速控制，其系統輸出響應如圖 10(a) 及圖 10(b) 所示。從結果可看出 SVRC 對此兩種控制信號的控制效能，比對步階信號的控制效能更加精準優異。

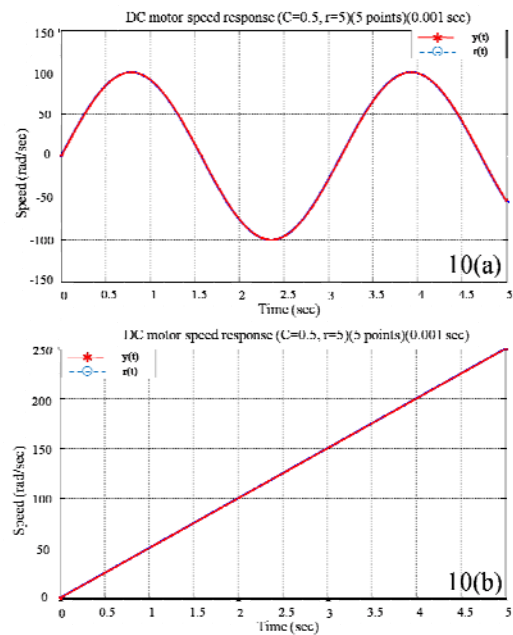


圖 10. 其它常用控制命令模擬結果：10(a) 弦波控制命令；10(b) 斜線控制命令

### 5.4 具體實現 SVRC 於直流馬達轉速控制之相關探討

從前述模擬結果可明顯看出 SVRC 應用於直流馬達轉速控制的優異效果，然而 SVRC 在控制過程需花費許多學習訓練計算時間，從圖 7(b) 與 7(c) 可看出，5 秒鐘的模擬控制過程，當時間步階選用 0.01 秒時需花費計算時間 5.178 秒，而當時間步階選用 0.001 秒時，則需花費計算時間 51.25 秒，所以將其具體實現前首要執行的是控制程式之精進，提高計算速度以降低計算時間。舉例來說，本研究相關模擬是在 Matlab/Simulink 環境下進行，在程式撰寫時未刻意要求計算速度，且處理視覺化圖形也需花費額外時間。後續建議撰寫 SVRC 控制程式時，除選用適當時間步階外，更要最佳化程式設計及迴圈運用，且將視覺化圖形交由其它儀器來處理，必可大幅提昇計算速度。



程式精進後，接著要選擇適當控制元件。近年來以高性能數位信號處理器 (Digital Signal Processor, DSP) 為基礎的馬達控制技術發展迅速，數位馬達驅動器已成為市場與技術發展主流[22]，列舉最具發展潛力的高性能單晶片為控制器如 Texas Instruments 所推出的新一代 DSP 控制器 TMS320F240；Analog Devices 所推出的 ADMC300 馬達控制器；Hitachi 所推出的微控制器 SH7044/SH7045 等三種。要特別注意的是，此三種 DSP 控制晶片均強調以 C 語言為主的程式發展方式，因此建議後續以 C 語言進行 SVRC 程式發展，以利搭配高性能 DSP 控制器，應可具體實現 SVRC 於直流馬達轉速控制，並獲得優異的控制效果。

## 六、結 論

本研究以支援向量迴歸技術，設計出一個能即時線上學習並進行適應性控制的 SVRC 智能控制器，並將之實現在直流馬達轉速控制，獲得優異的控制結果。歸納本研究重點結論如下：

- (1) 從 5.2 節模擬結果可看出 SVRC 優於傳統 PID 控制器，其主要原因是 PID 控制器比例、積分與微分等三種誤差信號的增益是固定的，而 SVRC 三種誤差信號的增益是網路權重所決定，換言之，在每個時間步階裡 SVRC 每訓練完一次，即會得到符合最新控制信號變化趨勢的增益，進而達成適應性控制的目的。
- (2) SVRC 之正規化參數  $C$  扮演權衡及平滑化預測函數的角色，而核參數  $\gamma$  的選擇將決定學習網路架構複雜程度，而不同參數組合將會有不同的控制效果。
- (3) 為能夠即時掌握極短時間間隔內控制命令的變化趨勢，以進行下一個時間步階的輸出命令預測，SVRC 訓練資料點數量不能太多，若訓練資料涵蓋的時間間隔過長，期間將可能包含變化較劇烈的訓練輸出，此狀況會混淆學習機器的學習標的，降低預測準確度，尤其當遇到類似步階命令會在極短時間產生控制命令劇烈跳躍的情況，過多的訓練點反而會出現極差的控制效能。
- (4) 時間步階的選取是影響本研究控制效能最

靈敏的變數，模擬時所選擇的時間步階越小，其控制效果將會越精確，但相對要付出計算時間變長的代價。本研究智能控制器重點在能夠即時線上學習並即時控制，所以時間步階不可能漫無限制的縮小導致 SVRC 程式計算時間過長而無法遂行即時適應性控制，因此在效能要求與實務可行性上要作一個適當的權衡。

- (5) 從 5.3 節模擬結果可看出 SVRC 對弦波與斜線控制命令，能夠進行非常精準的適應性控制，探討其原因應是此兩種命令皆無類似步階命令會在極短時間產生劇烈跳躍的情況，因此 SVRC 能夠把極短時間間隔內控制命令的變化趨勢學得很好，所以能準確地預測下一個時間步階的輸出命令，輸出極優異的控制效果。
- (6) 後續具體將 SVRC 實現於直流馬達轉速控制時，建議以 C 語言重新撰寫發展 SVRC 控制程式，將程式最佳化提高計算速度，並搭配新一代高性能 DSP 控制器，應可獲得優異的控制效果。

## 參考文獻

- [1] 許力，智能控制與智能系統，機械工業出版社，第 2-4 頁，2008。
- [2] Savran, A., Tasaltin, R., and Becerikli, Y., "Intelligent Adaptive Nonlinear Flight Control for A High Performance Aircraft with Neural Networks," *ISA Transactions*, Vol. 45, No. 2, pp. 225-247, 2006.
- [3] Kumar, M. V., Suresh, S., Omkar, S. N., Ganguli, R., and Sampath, P., "A Direct Adaptive Neural Command Controller Design for An Unstable Helicopter," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 22, No. 2, pp. 181-191, 2009.
- [4] Eski, I. and Yıldırım, S., "Vibration Control of Vehicle Active Suspension System Using A New Robust Neural Network Control System," *Simulation Modeling Practice and Theory*, Vol. 17, No. 5, pp. 778-793, 2009.
- [5] Shaocheng, T., Changying, L., and Yongming, L., "Fuzzy Adaptive Observer Backstepping Control for MIMO Nonlinear Systems," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 160, No. 19, pp. 2755-2775,

- 2009.
- [6] Boulkroune, A., Tadjine, M., M'Saad, M., and Farza, M., "Fuzzy Adaptive Controller for MIMO Nonlinear Systems With Known and Unknown Control Direction," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 161, No. 6, pp. 797-820, 2010.
- [7] Chen, Y. C. and Teng, C. C., "A Model Reference Control Structure Using A Fuzzy Neural Network," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 73, No. 3, pp. 291-312, 1995.
- [8] Asiltürk, İ. and Ünüvar, A., "Intelligent Adaptive Control and Monitoring of Band Sawing Using A Neural-Fuzzy System," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 209, No. 5, pp. 2302-2313, 2009.
- [9] Chen, C. S., "Dynamic Structure Adaptive Neural Fuzzy Control for MIMO Uncertain Nonlinear Systems," *Information Sciences*, Vol. 179, No. 15, pp. 2676-2688, 2009.
- [10] Vapnik, V. N., "An Overview of Statistical Learning Theory," *IEEE Transactions on neural network*, Vol. 10, No. 5, pp. 988-999, 1999.
- [11] Vapnik, V. N., The Nature of Statistical Learning Theory (Second Edition), Springer, New York, pp. 94-96, 2000.
- [12] Suykens, J. A. K., Vandewalle, J., and De Moor, B., "Optimal Control by Least Squares Support Vector Machines," *Neural Networks*, Vol. 14, No. 1, pp. 23-35, 2001.
- [13] Shin, J., Kim, H. J., Park, S., and Kim, Y., "Model Predictive Flight Control Using Adaptive Support Vector Regression," *Neurocomputing*, Vol. 73, No. 4-6, pp. 1031-1037, 2010.
- [14] Shin, J., Kim, H. J., and Kim, Y., "Adaptive Support Vector Regression for UAV Flight Control," *Neural Networks*, Vol. 24, No. 1, pp. 109-120, 2011.
- [15] Kecman, V., "Support Vector Machines - An Introduction," in Support Vector Machines : Theory and Applications, Wang, L., Ed., Springer, New York, pp. 35-43, 2005.
- [16] 林巍聳、李昭明、吳東翰，自動控制模擬與實驗手冊，美商國家儀器股份有限公司台灣分公司，第 41-43 頁，2010。
- [17] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>, LIBSVM -- A Library for Support Vector Machines, Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin.
- [18] Shin, J., Kim, H.J., and Kim, Y., "Adaptive Support Vector Regression for UAV Flight Control," *Neural Networks*, Vol. 24, No. 1, pp. 109-120, 2011.
- [19] 童景賢、陳育堂、藍天雄、許桂樹，自動控制概論，全威圖書有限公司，第 154-159 頁，2008。
- [20] 揚善國，線性控制系統，全華圖書股份有限公司，第 5-6 頁至 5-11 頁，2008。
- [21] <http://zh.wikipedia.org/zh/%E9%9A%8E%E8%BA%8D%E9%9F%BF%E6%87%89>，維基百科。
- [22] <http://pemclab.cn.nctu.edu.tw/W3news/%E6%8A%80%E8%A1%93%E5%A0%B1%E5%91%8A/TR-019.DSP%E6%95%B8%E4%BD%8D%E9%A6%AC%E9%81%94%E6%8E%A7%E5%88%B6%E6%8A%80%E8%A1%93/html/index.htm>，鄒應嶼，DSP數位馬達控制技術。