

應用類神經網路及擴展型多模預估器 於多目標變速度追蹤

黃羽賢
國立彰化師範大學
電機工程系

m98622017@
mail.ncue.edu.tw

蘇進東
大葉大學
電機工程系

disdong9616@
yahoo.com.tw

劉婉君
大慶高級商工
職業學校
資工科
wan-chun@
hotmail.com

鍾翼能
國立彰化師範大學
電機工程系
ynchung@
cc.ncue.edu.tw

摘要

在雷達追蹤系統中，如何有效的掌握目標運動狀態是非常重要的，其中以變速度 (Maneuvering) 檢測以及資料結合 (Data Association) 技術為影響目標追蹤之誤差以及準確率的重要關鍵。本研究提出應用類神經網路及擴展型多模預估器 (Extended Multiple-model Estimator) 來做一個多目標的變速度追蹤，資料結合技術應用競爭性類神經網路，運用此架構將可有效的改善追蹤的精確度及可靠性，當目標發生變速度時，加入擴展型多模預估器之系統，將可減少追蹤誤差，應用此架構將可同時解決目標變速度及資料結合的問題。

關鍵詞：變速度檢測、資料結合、擴展型多模預估器、競爭性類神經網路。

Abstract

An approach of tracking multiple maneuvering targets using neural network algorithm and an adaptive procedure denoted extended multiple-model estimator is proposed in this project. With the developed algorithm, the system will improve the tracking accuracy and reliability of radar surveillance. Target maneuvering situations are usually existed in radar tracking systems and the maneuvering will cause severe tracking errors. Therefore accurately detecting and estimating maneuvering status of targets is one essential step in the reduction of tracking errors. In this research, an equivalent filter bank structure is designed to estimate the status of target maneuvering

situations. In order to achieve the optimal correlation between measurements and the existing targets, a data association technique denoted competitive Hopfield neural network is applied in this system. Base on this approach, we can solve the maneuvering and data association problems simultaneously.

Keywords: Maneuvering target detector, data association, extended multiple-model estimator, competitive Hopfield neural network.

1. 前言

在現今科技中，不論是在國防科技上或是民用航空上，雷達追蹤技術扮演非常重要的角色，雷達追蹤系統中，當雷達接收到目標的資訊後，經由一連串的訊號處理程序以及多種演算法，可提供使用者參考資訊。在複雜的環境中，多目標追蹤(MTT)[1-2]較單目標追蹤來的困難，如何正確的判斷實際目標以及量測資訊的相關性，是一個非常重要的技術，利用資料結合(Data Association)[3-5]技術可以有效的做多目標追蹤，增加追蹤的準確性。由於雷達無法直接量測出目標的加速度，所以當一目標開始以變速度運動時，會導致追蹤誤差變大，甚至造成追蹤失敗。因此，變速度(Maneuvering)檢測技術也是雷達追蹤中重要的一個環節，相關技術參考[6-9]，利用此技術當檢測出變速度情況發生時，可以產生一個補償，使得誤差變小，能夠準確的追蹤目標。

資料相關結合技術，本研究將提出一個追蹤架構，應用類神經網路做為結合目標及量測值的運算架構，一般的 Hopfield Neural Network 運算架構，常因參數值不容易估計，必須花很多運算時間方能訓練取得，因此本研究將採用競爭性類神經網路 (Competitive Hopfield Neural Network) 運算法[10-11]，此架構將可避

免一些不確定的參數值，因此可以容易的估算相關參數，可節省可觀的運算時間，進而做為追蹤系統的參考資料，應用此架構將可得到更好的追蹤結果。本研究將此架構應用於雷達多目標追蹤系統，以期提升系統的效能。當目標發生變速度時，本研究乃應用擴展型多模預估器[12-13]，於變速度運動發生時給予系統一個補償值，以減低追蹤誤差，利用此架構可以有效減低目標發生變速度運動所造成的追蹤誤差，可加強雷達追蹤上的強度，以達到正確追蹤目標的目的。

2. 系統追蹤架構

2.1 系統動態方程式

本研究提出一個新的運算方法以提昇雷達系統的追蹤能力，所推導出的演算法，是應用競爭性類神經網路 (Competitive Hopfield Neural Network, CHNN)[15-16]及擴展型多模預估器，於變速度運動發生時給予系統一個補償值，以減低追蹤誤差，運算法於追蹤系統，將之應用於此研究，以達到最佳的追蹤效果。本研究的研究方法及執行步驟詳述如下。

首先定義移動目標之動態系統：

$$X(k+1) = F(k)X(k) + G(k)W(k) + U(k) \quad (1)$$

$$Y(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (2)$$

其中

$X(k)$ 為系統狀態向量

$Y(k)$ 為觀測向量

$F(k)$ 為狀態轉移矩陣

$G(k)$ 為雜訊轉移矩陣

$W(k)$ 為變速度控制因子

$H(k)$ 為量測靈敏矩陣

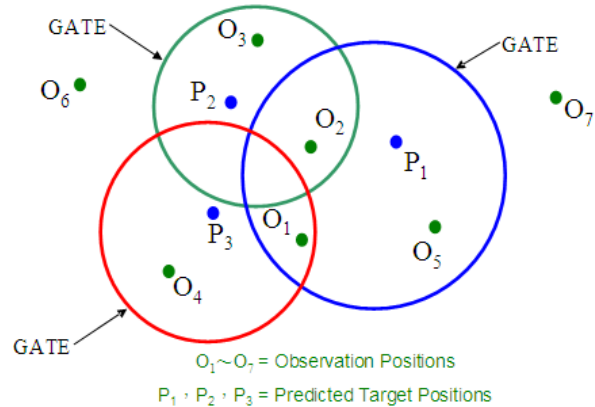
$U(k)$ 為系統狀態雜訊， $N(0, Q)$

$V(k)$ 為系統輸出狀態雜訊， $N(0, R)$

2.2 GATE 理論

本研究應用追蹤掃瞄區域預測技術協助確認目標觀測量與目標軌跡之間的關係。追蹤掃瞄區域預測，代表目標物追蹤可能運動軌跡的集合，是一種去除不合理目標觀測量的一種判別技術，所以追蹤掃瞄區域(Gate)的大小與形狀，將會影響著雷達追蹤系統的觀測量落入追蹤掃瞄區域的機率，以及影響資料相關結合技術的精確性。因此發展一個可靠的追蹤掃瞄

區域預測技術，將可排除不合理目標的觀測量，使系統追蹤能力大為提高，圖一所示為目標追蹤掃瞄區域預測示意圖。



圖一 目標追蹤掃瞄區域預測示意圖

首先定義「Gate」的運算架構，圖1中落點位於圓圈外者，例如 O_6 及 O_7 表示不可能成為目標物修正時之參考資料，可略去不計，而 O_1, O_2, O_3, O_4 及 O_5 則分別落在圓內，可視為可能之觀測量，將之應用於資料相關結合運算之參考。於是本研究推導追蹤掃瞄區域預測的運算公式，根據卡門濾波器的運算式，在時間 k 時的觀測向量為：

$$Y(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (3)$$

而創新量則為

$$\tau(k) = Y(k) - H(k)\hat{X}(k|k-1) \quad (4)$$

根據追蹤數學模型，可定義一距離公式為

$$d_k^2 = \tau^T(k) S^{-1}(k) \tau(k) \quad (5)$$

其應為一高斯分佈函數，其機率密度函數為

$$f(\tau(k)) = \frac{e^{-\frac{d_k^2}{2}}}{(2\pi)^{M/2} \sqrt{|S_k|}} \quad (6)$$

其中

$|S_k|$ 定義為 $S(k)$ 的行列式

其最簡單的運算，假設其為矩形「Gate」，則

$$|\tau(k)| \leq K_G \sigma_g \quad (7)$$

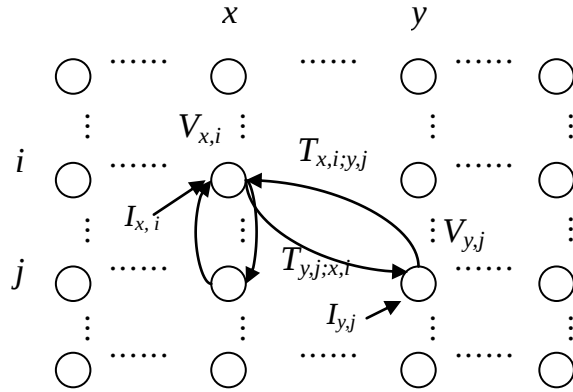
其中 K_G 為常數

$$\sigma_g = \sqrt{\sigma_r^2 + \sigma_p^2} \quad (8)$$

2.3 資料結合技術

針對雷達追蹤系統，本研究提出利用競爭性類神經網路架構做為資料結合的運算架構，就是在各種可能的觀測向量的組合之中，

求出一組機率最大且最佳排列之觀測向量，其示意圖如圖二所示。



圖二 CHNN 架構中觀測資訊與預測目標的關聯性示意圖

我們利用 Competitive Hopfield Neural Network(CHNN)之運算式，以求取最佳之觀測值及目標之組合，我們首先定義一般的Hopfield Neural Network之神經元判斷式及能量函數如下：

$$U_{x,i} = \sum_{y=1}^n \sum_{j=1}^m T_{x,i;y,j} V_{y,j} + I_{x,i} \quad (9)$$

其中

$$V_{x,i} = \frac{1}{2} (\text{sign}(U_{x,i}) + 1) \quad (10)$$

由式(9)及式(10)，我們定義能量函數如式(11)所示：

$$E = - \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m T_{x,i;y,j} V_{x,i} V_{y,j} - 2 \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^m I_{x,i} V_{x,i} \quad (11)$$

根據雷達追蹤系統之各項定義及限制，我們重新定義追蹤系統之能量方程式，如下所示

$$E = A \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^m d_{x,i} V_{x,i} + B \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m V_{x,i} V_{y,j} \delta_{x,i} + C \sum_{i=1}^m \left(\sum_{x=1}^n V_{x,i} - 1 \right) \quad (12)$$

根據 CHNN 的理論，我們可知最大者取得所有，故神經元的定義，將變成如下所示：

$$d_{x,i} = \begin{cases} [\tau^T(k) S(k)^{-1} \tau(k)]^{1/2} & \text{if } x \neq i \text{ and } x > m \\ \infty & \text{if } x \neq i \text{ and } 1 \leq x \leq m \\ \lambda & \text{if } x = i \end{cases} \quad (13)$$

其中 $\tau(k) = Y(k) - H(k) \hat{X}(k|k-1)$ 為創新量， $S(k)$ 則為變異數矩陣。而

$$V_{x,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{x,i} = \max \{U_{1,i}, \dots, U_{n,i}\} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

比較之後即可得到其相關參數如下：

$$E = \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^m (Ad_{x,i}) V_{x,i} + B \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m V_{x,i} V_{y,j} \delta_{x,y} \quad (15)$$

$$I_{x,i} = \frac{Ad_{x,i}}{-2} \quad (16)$$

$$T_{x,i;y,j} = -B\delta_{x,y} \quad (17)$$

比較之後即可將其變成如下所示：

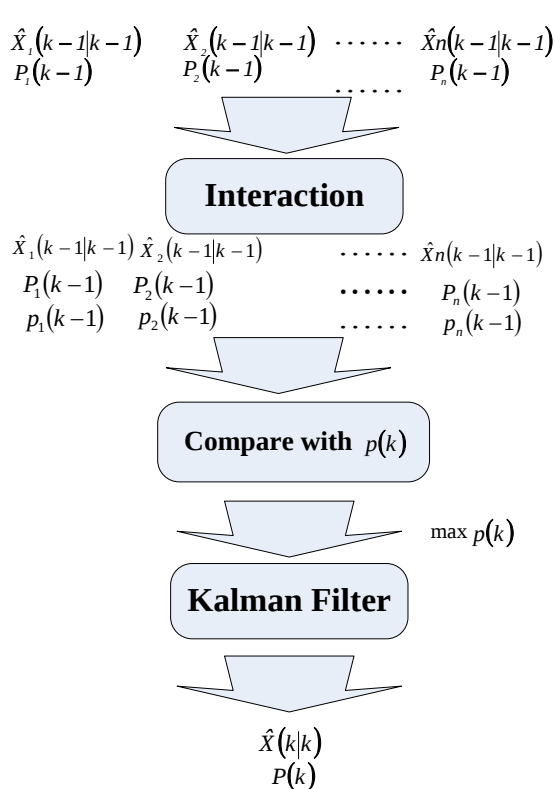
$$U_{x,i} = - \sum_{j=1}^m BV_{x,j} - \frac{Ad_{x,i}}{2} \quad (18)$$

經過運算之後，可得一組最佳量測值之組合，以做為雷達估測時之參考值，以進行下一階段之運算。

3. 適應性多模預估器

在擴展型多模預估器應用上，此假設系統架構在標準的卡門濾波器演算法。換言之，當目標開始移動或是突然以變速度運動時，利用演算法運算可以檢測出此情況。一旦被檢測出有變速度的情況，此適應性演算法將可修正系統參數與運動模式，其流程圖如圖三所示。流程圖說明如下：

1. 首先我們假設在時間 k-1 的時候，有 1 到 n 個量測值，分別有 1 到 n 個預估值以及共變異數。
2. 接著我們代入動態系統中運算，求得第 k-1 個時間的預估值及共變異數，以及一組機率。
3. 比較機率
4. 取最大機率之預估值及共變異數，帶入卡門濾波器方程式中
5. 最後求得一組預估值及共變異數



圖三 追蹤變速度目標之擴展型多模預估器

其數學模型敘述如下：

根據動態系統，卡門濾波器方程式單模如下：

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k)[Y(k) - H(k)\hat{X}(k|k-1)] \quad (19)$$

$$\hat{X}(k+1|k) = F(k)\hat{X}(k|k) \quad (20)$$

$$K(k) = P(k|k-1)H(k)S^{-1}(k) \quad (21)$$

$$S(k) = H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k) \quad (22)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - K(k)H(k)P(k|k-1) \quad (23)$$

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F^T(k) + G(k)Q(k)G^T(k) \quad (24)$$

其中 \$P(k|k)\$ 代表前預估誤差共變異數矩陣，\$Y(k)\$ 及 \$S(k)\$ 表示創新量變異數矩陣。此外，假設之機率如下：

$$p(Y(k)|\beta^{k-1}, Y^{k-1}) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |S(k)|^{1/2}} \exp\{-\frac{1}{2} \tau^T(k) S^{-1}(k) \tau(k)\} \quad (25)$$

其中，\$\tau(k)\$ 代表 \$Y(k)\$ 之創新量，\$S(k)\$ 為創新

量共變異數。\$\tau(k)\$ 及 \$S(k)\$ 可由卡門濾波器方程式獲得：

$$\tau(k) = Y(k) - \hat{Y}(k) \quad (26)$$

$$S(k) = H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k) \quad (27)$$

其中

$$\hat{Y}(k) = H(k)\hat{X}(k|k-1) \quad (28)$$

利用此方法，對於大多數目標最佳速度時可以快速地被預估，利用預估值代入本節提出之追蹤演算法，可以得到最佳的追蹤結果。歸納適應性追蹤程序，首先利用基本的卡門濾波器所建立的模組，處理雷達所接收到的量測值，並將處理過後的資訊以變速度偵測法則判斷目標物是否有作變速度運動，若有作變速度運動時，可利用適應性程序加以修正系統參數與運動模式。

當目標作變速度運動時，追蹤系統常會造成極大誤差，所以變速度偵測器演繹法加強系統對變速度目標有效追蹤的能力。在追蹤的過程中，此變速度偵測器利用目標物的統計創新量，設定一判斷法，判斷變速度是否發生，以對卡門濾波器之各參數值加以修正，使誤差減少，順利完成追蹤工作。利用此方法，對於大多數目標最佳速度時可以快速地被預估，利用預估值代入本論文提出之追蹤演算法，可以得到最佳的追蹤結果。歸納此適應性追蹤程序，首先利用基本的卡門濾波器處理雷達所接收到的量測值，並將處理過後的資訊以變速度偵測法則判斷目標物是否有作變速度運動，若有作變速度運動時，可利用適應性程序加以修正系統參數與運動模式，並可加速修正追蹤軌道，此法則數學推導如下：根據先前的假設，吾人知悉此法首先假設創新量是一高斯機率密度函數，如果創新量其中第 \$i\$ 個組成元素，是落在 \$\mp G\sqrt{S_{ii}(i,i)}\$ 這個區間，則此創新量為零

平均值及其共變異數矩陣為 \$S(k|k)\$ 之高斯機率分佈函數；倘若其中有一項不能滿足此一條件，則與先前的假設不合，故需加以修正。而這裡 \$G\$ 為一高斯機率密度函數之相關常數，是一個依偵測機率而評估的常數值。我們利用下式偵測那一元素有超過界定值，即為異常之部份，此式為

$$|\tau_i(k)| \leq |G\sqrt{S_{ii}(k)}| \text{ for all } i \quad (29)$$

在偵測過程中，若發現某創新量第 i 元素異常，即無法滿足第(28)式，則利用下列式子修正其協方差，

$$\tau^2(k)[a_i(k)\delta_{ii}(k) + R_{ii}(k)]^{-1} = G^2 \quad (30)$$

由上式可推導得到

$$a_i(k) = \frac{[\tau_i(k)/G] - R_{ii}(k)}{\delta_{ii}(k)} \quad (31)$$

為了使目標追蹤能維持正常，且減少追蹤誤差，預測誤差之變異數矩陣 $P(k|k-1)$ 必需修正為 $[a_m(k) \cdot P(k|k-1)]$ ，這 $a_m(k)$ 為 $a_i(k)$ 中之最大值。

4. 模擬結果

為了證明本論文提出的擴展型多模預估器及類神經網路架構的變速度追蹤理論可以有效改善追蹤目標的誤差，故以 MATLAB 軟體模擬及分析其結果，針對單一目標與多目標定性定量來模擬。並以三種演算法比較其模擬追蹤結果，三種演算法分別如下：

演算法一：卡門濾波器與適應性程序。

演算法二：CHNN 與適應性程序。

演算法三：本文提出的方法。

單一目標追蹤：

定義單一目標初始位置及變速度區間設定於系統中，見表一及表二。

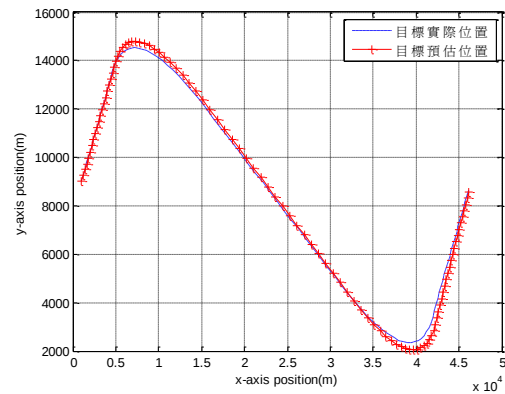
表一 單一目標之初始位置

	$x(m)$	$\dot{x}(m/s)$	$y(m)$	$\dot{y}(m/s)$
Target	1000	200	9000	250

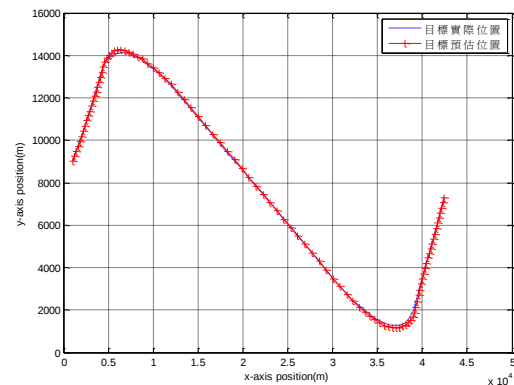
表二 單一目標追蹤變速度區間設定

step	25-45step		60-80step		others	
加速度	$a(x)$ (m/s^2)	$a(y)$ (m/s^2)	$a(x)$ (m/s^2)	$a(y)$ (m/s^2)	$a(x)$ (m/s^2)	$a(y)$ (m/s^2)
Target	30	-30	-30	30	0	0

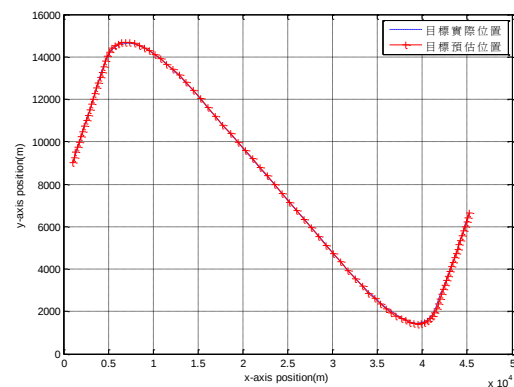
表一、表二為單一目標初始位置和變速度區間設定。模擬結果之目標軌跡圖如圖四至圖六所示，位置及速度誤差圖如圖七至圖九所示



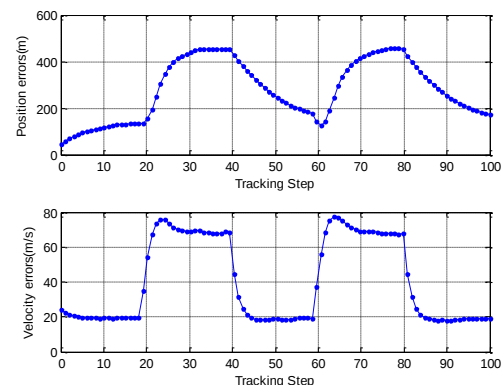
圖四 演算法一的單一目標追蹤軌跡



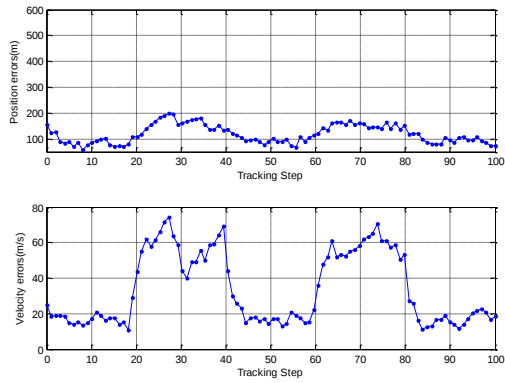
圖五 演算法二的單一目標追蹤軌跡



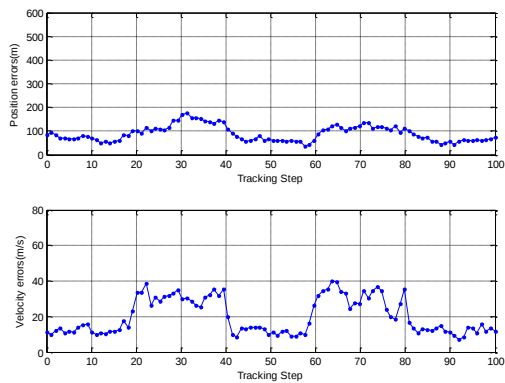
圖六 演算法三的單一目標追蹤軌跡



圖七 演算法一的單一目標追蹤誤差圖



圖八 演算法二的單目標追蹤誤差圖



圖九 演算法三的單目標追蹤誤差圖

雙目標追蹤：

定義雙目標初始位置及變速度區間設定於系統中，見表三及表四。

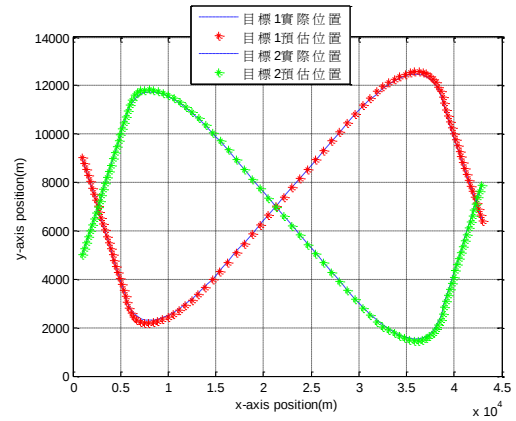
表三雙目標之初始位置

	$x(m)$	$\dot{x}(m/s)$	$y(m)$	$\dot{y}(m/s)$
Target1	1000	200	9000	-250
Target2	1000	200	5000	250

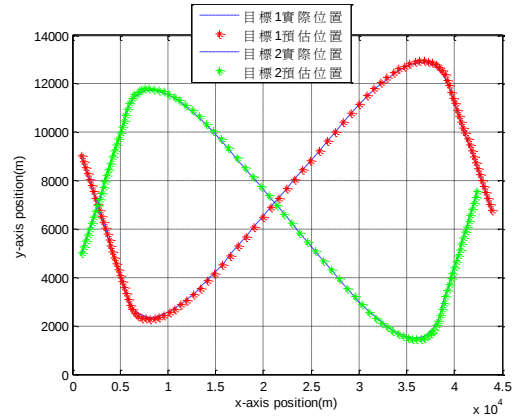
表四 雙目標追蹤變速度區間設定

step	25-45step		60-80step		others	
加速度	$a(x)$ (m/s^2)	$a(y)$ (m/s^2)	$a(x)$ (m/s^2)	$a(y)$ (m/s^2)	$a(x)$ (m/s^2)	$a(y)$ (m/s^2)
Target1	30	-30	-30	30	0	0
Target2	30	30	-30	-30	0	0

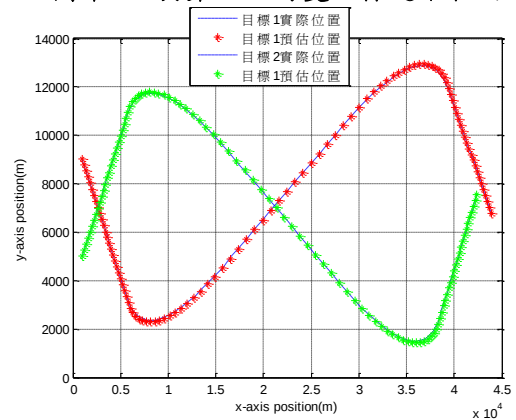
表三、表四為雙目標初始位置和變速度區間設定。模擬結果之目標軌跡圖如圖十至圖十二所示，位置及速度誤差圖如圖十三至圖十五所示。



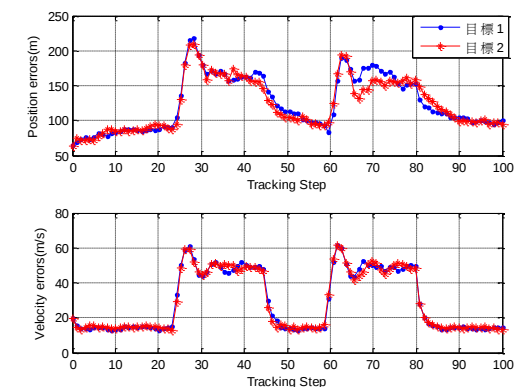
圖十 演算法一的雙目標追蹤軌跡



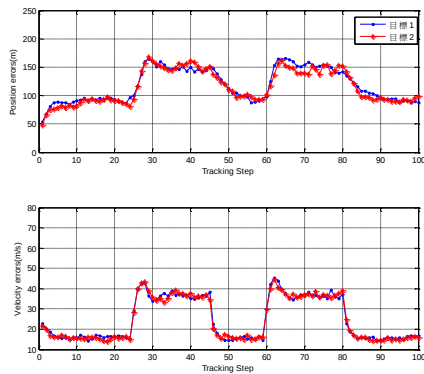
圖十一 演算法二的雙目標追蹤軌跡



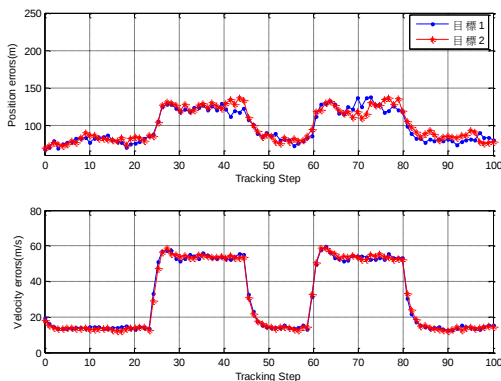
圖十二 演算法三的雙目標追蹤軌跡



圖十三 演算法一的雙目標追蹤誤差圖



圖十四 演算法二的雙目標追蹤誤差圖



圖十五 演算法三的雙目標追蹤誤差圖

由模擬結果可以證實，本文提出的方法在位置與速度誤差有明顯的改善，也獲得較佳的追蹤結果。

5. 結論

本文提出應用類神經網路及擴展型多模預估器(Extended Multiple-model Estimator)來做一個多變速度目標追蹤，此演算法架構於資料結合技術以及卡門濾波器上。若目標有變速度的情況發生時，可以有效的偵測出變速度，以及預估變速度狀態，在對於系統作補償，此追蹤技術最大優點是可以簡單且準確的解決多目標追蹤的問題。經由模擬結果顯示，適應性多模預估器可以有效的檢測出變速度情形，且表現較佳，可以作為變速度偵測及補償且能有效減少追蹤時所造成的誤差，說明了此演算法在複雜的環境中有能力作多目標追蹤。

誌謝:本研究由行政院國家科學研究委員會，計畫編號 NSC 99-2221-E-018-009 的研究計畫資助。

參考文獻

- [1] Chang K.C., and Chong C.Y., and Bar-Shalom Y., "Joint Probabilistic Data and Association Distributed Sensor Networks," IEEE Trans. Autom. Contr. Vol. AC-31, (Oct. 1986), 889-897.
- [2] Emre, E., and Seo, J., "A Unifying Approach to Multi-Target Tracking," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., Vol AES-25, 1989, pp. 520-528.
- [3] Zhou, B. and Bose, N.K., "Multitarget tracking in clutter: fast algorithms for data association," IEEE Transactions on, Aerospace and Electronic Systems, Vol. 29, Issue 2, April 1993 pp. 352-363.
- [4] Chummun, M.R., Kirubarajan, T., Pattipati, K.R. and Bar-Shalom, Y., "Fast data association using multidimensional assignment with clustering," IEEE Transactions on, Aerospace and Electronic Systems, Vol. 37, Issue 3, July 2001 pp.898-913.
- [5] Yi-Nung Chung, Pao-Hua Chou, and Maw-Rong Yang, and Hsin-Ta Chen, 2007, "Multiple-Target Tracking with Competitive Hopfield Neural Network-based Data Association", IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. Vol. 43, No. 3, pp. 1180-1188.
- [6] Fun-Bin Duh and Chin-Teng Lin, "Tracking a maneuvering target using neural fuzzy network," IEEE Transactions on, Systems, Man, and Cybernetics, Part B, Vol. 34, Issue 1, Feb. 2004 pp.16- 33.
- [7] Yi-Nung Chung, Pao-Hua Chou, Hsin-Ta Chen, and Feng-Pin Chou, 2007, "A Dynamic Multiple Sensor for Radar Maneuvering Target Tracking Problems", Journal of Information Science and Engineering, Vol. 23, No. 6, pp. 1833-1847.
- [8] Godsill, S.J.; Vermaak, J.; Ng, W.; Li, J.F., "Models and Algorithms for Tracking of Maneuvering Objects Using Variable Rate Particle Filters" Proceedings of the IEEE Volume95, Issue 5, May 2007, pp. 925 - 952.
- [9] Yi-Nung Chung, Pao-Hua Chou, Hsin-Ta Chen, and Feng-Pin Chou, "A Dynamic Multiple Sensor for Radar Maneuvering Target Tracking Problems", Journal of Information Science and Engineering, Vol. 23, No. 6, 2007, pp. 1833-1847.

- [10] Y.N. Chung, P.H. Chou, M.R. Yang and H.T. Chen, "Multiple-Target Tracking with Competitive Hopfield Neural Network-based Data Association", IEEE Transactions Aerospace and Electronic Systems, Vol. 43, No. 3, pp. 1180-1188, 2007.
- [11] P.C. Chung, C.T. Tsai, E.L. Chen and Y.N. Sun, "Polygonal Approximation Using A Competitive Hopfield Neural Network," Pattern Recognition, 27, 11, pp.1505-1512, 1994.
- [12] Yi-Nung Chung, Dend-Jyi Juang, Tsung-Chun Hsu, Chi-Hsian Chang, Maw-Rong Yang, and Shun-Peng Hsu, "An Extended Multiple-Model Estimator Radar Maneuvering Target Tracking," Journal of Aeronautics Astronautics and Aviation Series A, Vol. 40, No. 2, 2008, 77 pp. 99-104.
- [13] 陳沛琨, 胡國昌, 鍾翼能, 2008, "利用適應性多模預估器作目標變速度追蹤," 國防科技學術研討會, pp. 455-460.