

應用改良型濾波器之交互多重模型目標追蹤技術

The studies of electrical and flow characteristics of EHD channel flow with
needle electrode by numerical simulation and experiment

陳一葳*、杜耿銘

Yi-Wei Chen*, Ken-Ming Tu

空軍航空技術學院飛機工程系

Department of Aircraft Engineering, Air Force Institute of Technology, Taiwan R.O.C.

摘要

不同目標運動模型與濾波器之組合決定交互多重模型估測器對目標追蹤之性能，本研究利用改良型濾波器以估測機動目標之加速度輸入並應用在交互多重模型估測技術上。研究提出的交互多重模型估測器利用兩個不同的目標模型結合不同的濾波器來估測目標運動狀態，目標模型運動轉換使用馬可夫鏈轉移機率矩陣，並利用改良型濾波器來修正當前統計模型以追蹤目標機動。研究模擬結果證明提出的交互多重模型估測器比另外兩種同類型估測器，目標位置估測誤差精度較高，尤其是針對加速度較大之運動目標，改良型濾波器可以有效的估測出目標加速度輸入且應用到交互多重模型估測器，以提升目標估測位置精度。

關鍵字：目標追蹤，交互多重模型，輸入估測法，模糊邏輯理論，當前統計模型

Abstract

The estimation performance of interacting multiple model (IMM) estimator depends on the combination of different target models and filters for tracking a maneuvering target. In this paper, an improved filter is used to estimate the acceleration input of the maneuvering target and applied to the IMM estimator. The proposed IMM estimator uses two different target models combined with filters to estimate the target motion state and the switch of target models is through the Markov transition probability matrix. In this algorithm, the improved filter is used to modify the current statistical model to track the target maneuvers. Simulation results prove that the proposed IMM estimator has the better estimation performance compared with two IMM estimators in terms of tracking error especially for the target with strong maneuvers. The improved filter is effective for the estimation of the target acceleration input and applied to increase the estimation precision of IMM estimator for tracking a maneuvering target.

Keywords: Target tracking; IMM; Input estimation; Fuzzy logic theory, Current Statistical Model.

一、前言

機動目標追蹤的有效估測來自對雜訊的有效抑制並從目標觀測值獲取有用的資訊，估測器的性能建立在適合的目標模型與濾波器。基於對真實系統的資訊瞭解有限，建立符合實際狀況的目標模型是非常困難，目標運動模型通常可分為機動模型與非機動模型，

等速度運動模型通常適用於運動狀態較不明顯之目標，等加速度運動模型則是適用於運動姿態較強烈之目標。

卡爾曼濾波器(Kalman Filter)已經被廣泛地應用在目標追蹤技術，但是目標強烈的機動行為會降低其估測精度。Singer 提出一種機動目標追蹤模型，其假設目標加速度為一種

零均值的一階馬可夫時間相關過程[1]，並結合卡爾曼濾波器可以有效地處理目標機動估測精度不佳的問題，但是對於等速度運動目標卻變得表現不佳。Zhou 在之後提出一個當前統計模型，為一種目標加速度非零均值的修正 Singer 加速度模型，可利用線上即時資訊來估測目標狀態[2]。大部分的機動目標追蹤技術文獻主要可分為兩種類型，一種是利用交互多重模型估測理論，另一種是輸入估測理論。交互多重模型估測器是一種有效的估測理論，利用不同的目標模型結合不同的濾波器來解決目標追蹤精度不佳問題，不同目標模型配合適當的濾波器，透過馬可夫轉移機率矩陣，經加權以求出估測值，至今已經有數種類型的交互多重模型估測器發展出來改善機動目標估測的精度[3-8]。卡爾曼濾波器會因為目標過大的機動行為而降低其估測表現，輸入估測法是一種有效探測目標加速度輸入的估測技術，由最小平方估測法計算出目標加速度輸入強度後，結合卡爾曼濾波器以估測出目標狀態[9]，但是權重因子為常數的假設，使得估測效果不佳，後續已有許多改良之輸入估測法版本修正此問題[10-14]。本研究將嘗試結合交互多重模型與輸入估測法這兩種理論，以提升目標追蹤性能。

基本的交互多重估測器使用兩種目標模型，第一種結合二階的卡爾曼濾波器來處理目標的非機動行為，第二種結合三階的卡爾曼濾波器則處理目標的機動行為，使用過多的目標模型將會增加計算機的負荷。本研究第一種目標模型使用等速度模型結合卡爾曼濾波器，第二種目標模型使用修正的當前統計模型，採用改良型濾波器，利用殘值更新與模糊理論設計模糊權重因子取代傳統輸入估測法的權重因子。

二、改良型濾波器

改良型濾波器是以卡爾曼濾波器為基礎結合遞迴式最小平方估測器所發展[15]。假設一線性離散系統狀態與量測方程式如下：

$$X(k) = AX(k-1) + Bu(k-1) + \omega(k-1) \quad (1)$$

$$Z(k) = HX(k) + v(k) \quad (2)$$

利用無輸入項之卡爾曼濾波器：

$$\hat{X}(k/k-1) = A\hat{X}(k-1/k-1) \quad (3)$$

$$p(k/k-1) = Ap(k-1/k-1)A^T + Q \quad (4)$$

$$s(k) = Hp(k/k-1)H^T + R \quad (5)$$

$$K = p(k/k-1)H^T s^{-1}(k) \quad (6)$$

$$p(k/k) = (I - CH)p(k/k-1) \quad (7)$$

$$\bar{Z}(k) = Z(k) - H\hat{X}(k/k-1) \quad (8)$$

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + K\bar{Z}(k) \quad (9)$$

結合遞迴式最小平方估測器：

$$J(k) = H[AL(k-1) + I]B \quad (10)$$

$$L(k) = [I - KH][AL(k-1) + I] \quad (11)$$

$$K_\lambda = \lambda^{-1}p'(k-1)J^T(k) \quad (12)$$

$$[J(k)\lambda^{-1}p'(k-1)J^T(k) + s(k)]^{-1} \quad (12)$$

$$p'(k) = [I - K_\lambda J(k)]\lambda^{-1}p'(k-1) \quad (13)$$

$$\hat{u}(k) = \hat{u}(k-1) + K_\lambda[\bar{Z}(k) - J(k)\hat{u}(k-1)] \quad (14)$$

$X(k)$: 系統狀態向量

$Z(k)$: 量測向量

$u(k)$: 系統輸入向量

$p(k)$: 誤差共變異量矩陣

$p'(k)$: 輸入估測誤差共變異量矩陣

K : 卡爾曼增益

K_λ : 穩態校正增益

$J(k), L(k)$: 敏感矩陣

$s(k)$: 更新共變異量矩陣

λ : 權重因子

Q : 系統雜訊共變異量

R : 量測雜訊共變異量

透過遞迴式最小平方估測器所求出的系統輸入項 $u(k)$ ，將在下一次遞迴式運算時代入有輸入項之卡爾曼濾波器做修正：

$$\hat{X}(k/k-1) = A\hat{X}(k-1/k-1) + B\hat{u}(k-1) \quad (15)$$

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + K\bar{Z}(k) \quad (16)$$

因為最小平方估測器之權重因子 λ 影響整體估測性能，使估測器具有平滑與遺忘舊數據之功能，其數值範圍為 $0 < \lambda \leq 1$ ，若 λ 等於 1，則為傳統之輸入估測器，適合於穩定參數之狀態估測。為使最小平方估測器能快速且穩定的估測出系統輸入值，本研究利用殘值更新值作為系統變化幅度判斷標準，當系統狀態變化很小且定義為 $|\bar{Z}(k)| \leq \sqrt{R}$ ，則權重因子定義為 1，若系統狀態變化非常大且定義為 $|\bar{Z}(k)| > \sqrt{R}$ ，則本研究利用殘值更新與模糊理論設計模糊權重因子，可穩定的加快估測器的追蹤速度而不會產生過大的震盪。模糊邏輯系統乃由模糊規則庫、模糊推論、模糊化及解模糊化等四個主要部分組成，系統輸入變數主要被設計來控制因未知之的系統輸入而產生的目標狀態變化：

$$\theta(k) = \frac{\sqrt{R}}{|\bar{Z}(k)|} \quad (17)$$

就遞迴式最小平方估測器而言，利用模糊邏輯系統輸入變數自動調整權重因子來建構一個模糊權重估測器，故此模糊邏輯系統包括一個輸入變數 $\theta(k)$ 與一個輸出變數 $\lambda(k)$ ，其值範圍介於 0~1 之間。A 與 B 是語句變數 $\theta(k)$ 與 $\lambda(k)$ 之模糊集合，計有正非常大 VP、正大 LP、正中 MP、正小 SP、正非常小 VS，模糊歸屬函數則是由 S-shaped 曲線函數定義，模糊規則庫以 IF-THEN 規則模糊命題，利用 Mamdani 最大最小推論引擎，模糊邏輯系統

以重心解模糊化法來解模糊，進而計算出模糊權重因子。

IF-THEN 規則如下：

IF $\bar{\theta}(k)$ 是(VS) THEN $\gamma(k)$ 是(VS)

IF $\bar{\theta}(k)$ 是(SP) THEN $\gamma(k)$ 是(SP)

IF $\bar{\theta}(k)$ 是(MP) THEN $\gamma(k)$ 是(MP)

IF $\bar{\theta}(k)$ 是(LP) THEN $\gamma(k)$ 是(LP)

IF $\bar{\theta}(k)$ 是(VP) THEN $\gamma(k)$ 是(VP)

三、目標運動模型

當前統計模型是由 Zhou 所提出[2]，為一種修正的 Singer 加速度模型，其假設目標加速度為零均值，當前統計模型目標狀態方程式定義如下：

$$\dot{X}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\alpha \end{bmatrix} X(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha \end{bmatrix} \bar{a}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \omega(t) \quad (18)$$

如果取樣時間為 T ，則離散時間狀態方程式與量測方程式如下：

$$X(k) = A(k-1)X(k-1) + B(k-1)a(k-1) + W(k-1) \quad (19)$$

$$Z(k) = HX(k) + V(k) \quad (20)$$

其中

$$H(k) = [1 \ 0 \ 0] \quad (21)$$

$$X(k) = [x(k) \ \dot{x}(k) \ \ddot{x}(k)]^T \quad (22)$$

$$F(k-1) = \begin{bmatrix} 1 & T & (-1 + \alpha T + e^{-\alpha T})/\alpha^2 \\ 0 & 1 & (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$G(k-1) = \begin{bmatrix} T^2/2 - (\alpha T - 1 + e^{-\alpha T})/\alpha^2 \\ T - (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (24)$$

$V(k)$ 為量測雜訊，其共變異量為 $R(k)$ ， $W(k)$ 為系統雜訊，其共變異量矩陣如下：

$$Q(k-1) = 2\alpha\sigma_a^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\begin{cases} q_{11} = \frac{1}{2\alpha^5} \left[1 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T + \frac{2\alpha^3 T^3}{3} - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T e^{-\alpha T} \right] \\ q_{12} = \frac{1}{2\alpha^4} \left[e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} + 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2\alpha T + \alpha^2 T^2 \right] \\ q_{13} = \frac{1}{2\alpha^3} \left[1 - e^{-2\alpha T} - 2\alpha T e^{-\alpha T} \right] \\ q_{22} = \frac{1}{2\alpha^3} \left[4e^{-\alpha T} - 3 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T \right] \\ q_{23} = \frac{1}{2\alpha^2} \left[e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} \right] \\ q_{33} = \frac{1}{2\alpha} \left[1 - e^{-2\alpha T} \right] \end{cases} \quad (26)$$

σ_a^2 ：目標加速度瞬間變異量

α ：機動常數

當前統計模型使用卡爾曼濾波器來估測目標運動狀態，並使用前一刻之目標狀態加速度估測來做為當前之目標加速度輸入。此外；應用條件式雷利機率假設(Conditional Rayleigh Probability Assumption)求得目標加速度瞬間變異量預測值：

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} (a_{\max} - \hat{a}(k))^2 \\ \frac{4-\pi}{\pi} (a_{\max} + \hat{a}(k))^2 \end{cases} \quad (27)$$

其中 $a_{\max}$ 與 $a_{-\max}$ 為加速度最大設定值

本研究利用改良型濾波器來求得加速度輸入估測值，進而獲得上式之目標加速度瞬間變異量預測值。

四、交互多重模型估測器

交互多重模型估測理論使用數種目標模型結合不同濾波器，使用馬可夫鏈轉移機率矩陣與透過加權來估測目標運動狀態，交互多重模型估測器理論主要有五個步驟如下：

1. 模型混合

經過混合後，第 j 個模型的初始狀態估測值 $\hat{X}^{0j}(k-1/k-1)$ 與誤差共變異量 $P^{0j}(k-1/k-1)$ 的公式如下：

$$\hat{X}^{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^n \hat{X}_i(k-1/k-1) \mu_{ij}(k-1/k-1) \quad (28)$$

$$P^{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^n \mu_{ij}(k-1/k-1) \times \left\{ P_i(k-1/k-1) + \left[\hat{X}_i(k-1/k-1) - \hat{X}^{0j}(k-1/k-1) \right] \right. \\ \left. \times \left[\hat{X}_i(k-1/k-1) - \hat{X}^{0j}(k-1/k-1) \right]^T \right\} \quad (29)$$

其中混合機率

$$\mu_{ij}(k-1/k-1) = \frac{\phi_{ij} \mu_i(k-1)}{\sum_{i=1}^n \phi_{ij} \mu_i(k-1)} \quad (30)$$

$i, j=1, \dots, n$ ， n 為模型數量， ϕ_{ij} 為模型轉移機率， $\mu_i(k-1)$ 為 i 模型在 $k-1$ 時刻的模型機率， $\hat{X}_i(k-1/k-1)$ 與 $P_i(k-1/k-1)$ 分別是 i 模型的狀態估測值與誤差共變異量。

2. 模型匹配濾波

利用 $\hat{X}^{0j}(k-1/k-1)$ 與 $P^{0j}(k-1/k-1)$ 計算第 j 個模型的狀態估測值 $\hat{X}_j(k/k)$ 與誤差共變異量 $P_j(k/k)$ ，並使用卡爾曼濾波器計算估

測值。

$$\hat{X}_j(k/k-1) = A_j \hat{X}^{0j}(k-1/k-1) \quad (31)$$

$$P_j(k/k-1) = A_j P^{0j}(k-1/k-1) A_j^T + Q_j \quad (32)$$

$$s_j(k) = H_j P_j(k/k-1) H_j^T + R_j \quad (33)$$

$$K_j = P_j(k/k-1) H_j^T s_j^{-1}(k) \quad (34)$$

$$P_j(k/k) = (I - K_j H_j) P_j(k/k-1) \quad (35)$$

$$\bar{Z}_j(k) = Z(k) - H_j \hat{X}_j(k/k-1) \quad (36)$$

$$\hat{X}_j(k/k) = \hat{X}_j(k/k-1) + K_j \bar{Z}_j(k) \quad (37)$$

3. 計算似然函數

$$\Lambda_j(k) = |2\pi s_j(k)|^{-1/2} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\bar{Z}_j(k)]^T [s_j(k)]^{-1} [\bar{Z}_j(k)] \right\} \quad (38)$$

4. 更新模型機率

$$\mu_j(k) = \frac{\Lambda_j(k) \sum_{i=1}^n \phi_{ij} \mu_i(k-1)}{\sum_{j=1}^r \Lambda_j(k) \sum_{i=1}^n \phi_{ij} \mu_i(k-1)} \quad (39)$$

5. 組合

目標整體狀態估測值透過各個模型的濾波值加權總合獲得：

$$\hat{X}(k/k) = \sum_{j=1}^n \hat{X}_j(k/k) \mu_j(k) \quad (40)$$

$$P(k/k) = \sum_{j=1}^n \mu_j(k/k) \times \{ P_j(k/k) + [\hat{X}_j(k/k) - \hat{X}(k/k)] [\hat{X}_j(k/k) - \hat{X}(k/k)]^T \} \quad (41)$$

本研究所提出之交互多重模型估測器，使用等速度運動模型結合卡爾曼濾波器，估測目標等速度之狀態值，另一個則使用當前

統計模型結合改良型濾波器，估測目標加速度運動之狀態值，圖 1 為所提之交互多重模型估測器流程圖。

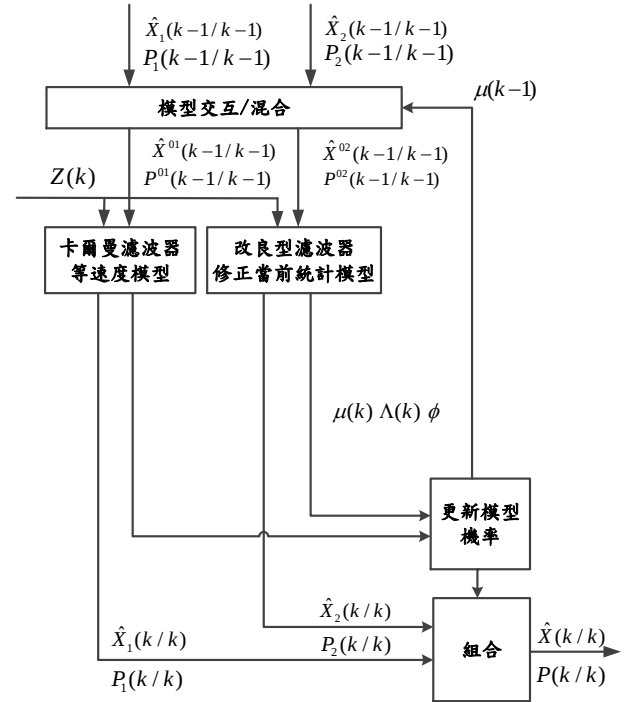


圖 1 交互多重模型估測器

五、結果與討論

研究使用 Matlab 數值模擬建構機動目標追蹤場景，驗證所提之交互多重模型估測器 (IMM-P)，並和另外兩種同類型估測器做比較：第一種使用等速度模型與當前統計模型 (IMM-1)，第二種使用等速度模型與等加速度模型 (IMM-2)，上述比較之目標模型皆結合卡爾曼濾波器來估測目標狀態值。模擬場景參數設定如下：

飛行時間(秒) 120。

初始位置(公尺): (1500,1500,1000)。

初始速度(公尺/秒): (80,80,50)。

加速度範圍(公尺/秒²):

$-20 \leq a_x \leq 25$; $-25 \leq a_y \leq 25$; $-15 \leq a_z \leq 25$ 。

取樣時間: 1 秒。

機動常數: $\alpha=1/10$ 。

最大加速度設定值(公尺/秒²):

$$a_{\max} = [30 \ 30 \ 30]。$$

量測雜訊共變異量: $R=25$ 。

系統雜訊共變異量: $Q=10^{-2}$ 。

初始模型機率: $\mu=[0.5 \ 0.5]$ 。

轉移機率矩陣:

$$\phi = \begin{bmatrix} 0.90 & 0.10 \\ 0.10 & 0.90 \end{bmatrix}$$

圖 2 為目標機動軌跡，顯示目標運動過程的加速度輸入促使目標改變運動狀態，包含等速度運動、弱加速度、強加速度、轉彎、爬升等，圖 3 為目標在 X、Y、Z 方位之加速度變化。圖 4-6 為目標在 X、Y、Z 方位的位置估測均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)，當目標加速度產生變化時，三種估測器估測誤差會變大，使用等速度與等加速度模型之 IMM-2 估測器則產生較明顯的估測誤差，IMM-1 與所提之 IMM-P 估測誤差非常接近，但是兩者在 Z 方位之估測精度，明顯地當目標加速度有劇烈變化時，IMM-P 比起 IMM-1 有較佳的估測表現，顯示改善型濾波器應用在當前統計模型上，比起當前統計模型使用前一刻之目標狀態加速度估測值，可以更精確地估測出目標位置。圖 7-9 為所提的 IMM-P 在 X、Y、Z 方位的模型機率變化圖，顯示目標模型會依據目標的狀態變化作調整，Model-1 為等速度模型，Model-2 為當前統計模型。

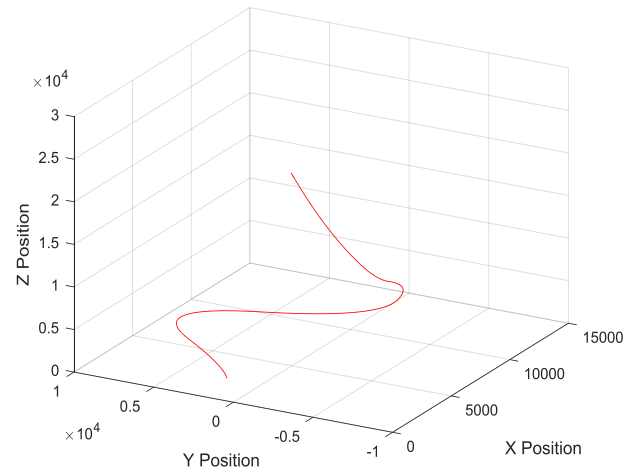


圖 2 目標機動軌跡

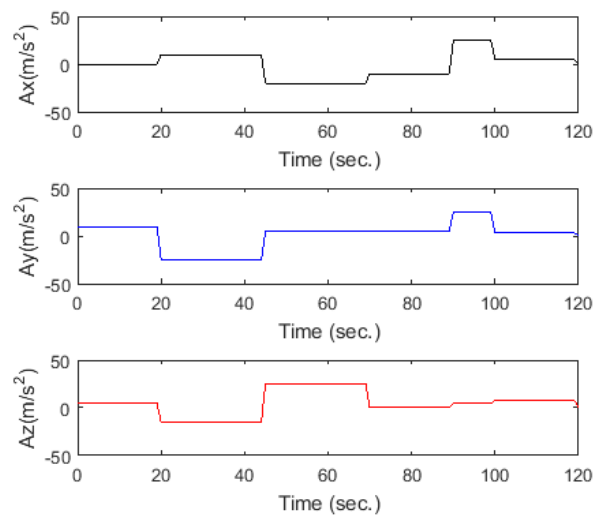


圖 3 X、Y、Z 方位之目標加速度變化

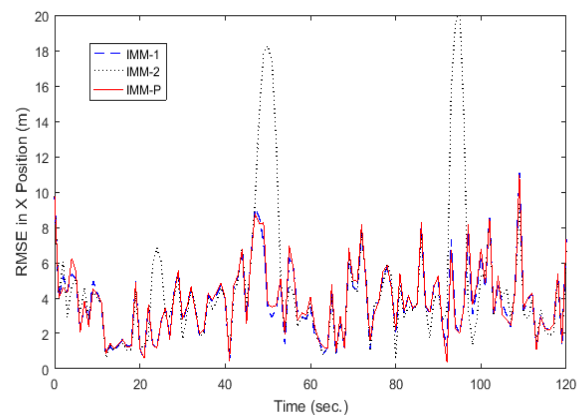


圖 4 X 方位的位置估測均方根誤差

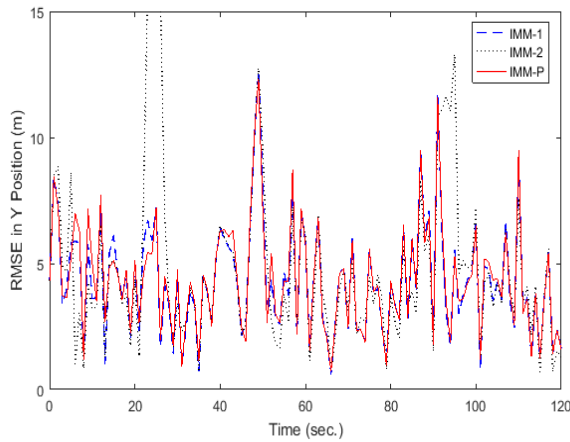


圖 5 Y 方位的位置估測均方根誤差

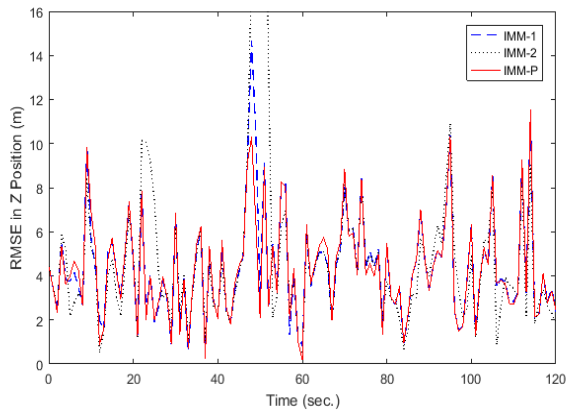


圖 6 Z 方位的位置估測均方根誤差

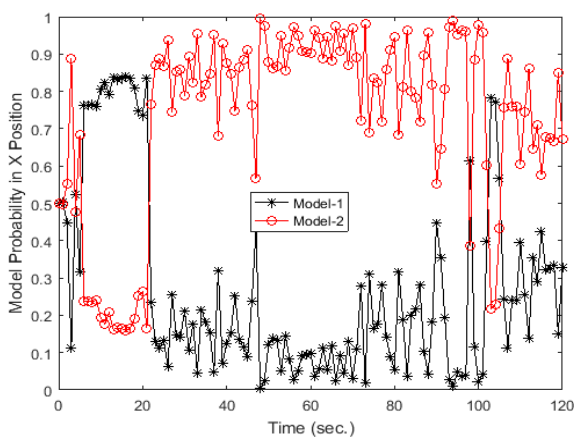


圖 7 X 方位的模型機率變化圖

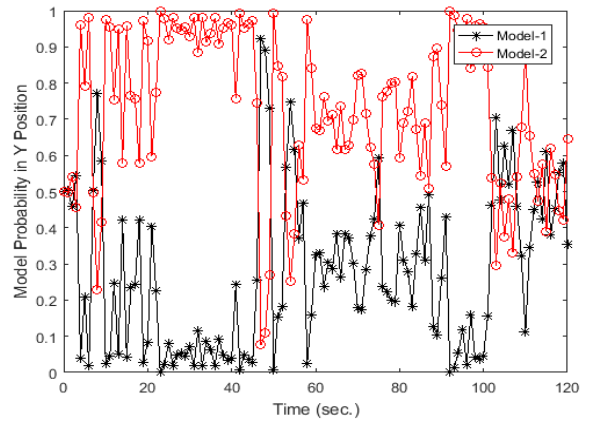


圖 8 Y 方位的模型機率變化圖

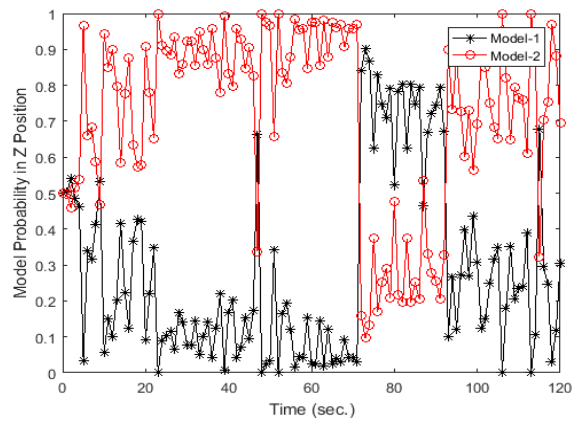


圖 9 Z 方位的模型機率變化圖

六、結論

本研究使用改良型濾波器來修正當前統計模型，並應用到交互多重模型目標追蹤技術上，以提升機動目標位置估測精度。數值模擬結果顯示，改良型濾波器可估測出目標的加速度輸入，應用在當前統計模型的目標加速度瞬間變異量預測值計算，確實對於目標機動的估測效果有顯著的提升，配合另一個等速度模型的應用，使得所提之交互多重模型估測器，與其他兩個同類型估測器相較之下，有更佳的估測表現。

參考文獻

- [1] Singer, R. A. "Estimating optimal tracking filter performance for manned

- maneuvering targets,” IEEE Trans Aerosp Electron Syst, Vol. AES-6, No. 4, pp. 473-483 (1970).
- [2] Zhou, H., Kumar, S. P. “A current statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets,” J Guid Control Dynam, Vol. 7, No. 5, pp. 596-602 (1984).
- [3] Blom, H. A. P, Bar-Shalom, Y. “The interacting multiple model algorithm for systems with a jump-linear smoothing application,” IEEE T Automat Contr, Vol. 33, No. 8, pp. 780-783 (1988).
- [4] Munir, A., Artherson, P., “Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a maneuvering target,” IET Radar Sonar Navig, Vol. 142, No. 1, pp. 11-17 (1995).
- [5] Lee, B.-J., Joo, Y.-H., Jin, B. P. “An intelligent tracking method for a maneuvering target,” Int J Control Autom Syst, Vol. 1, No. 1, pp. 93-100 (2003).
- [6] Turkmen, I. “IMM fuzzy probabilistic data association algorithm for tracking maneuvering target,” Expert Syst Appl, Vol. 34, pp. 1243-1249 (2008).
- [7] Dahmani, M., Keche, M., Ouamri, A., Meche, A. “A new IMM algorithm using fixed coefficients filters (fastIMM),” AEU-Int J Electron Commun, Vol. 64, pp. 1123-1127 (2010).
- [8] Li, L.-q., Xie, W.-x. “Bearings-only maneuvering target tracking based on fuzzy clustering in a cluttered environment,” AEU-Int J Electron Commun, Vol. 68, No. 130-137 (2014).
- [9] Chan, Y. T, Hu, A. G. C, Plant, J. B. A., “Kalman filter based tracking scheme with input estimation,” IEEE Trans Aerosp Electron Syst, Vol. AES-15, No. 2, pp. 237-244 (1979).
- [10] Bogler, P. L. “Tracking a maneuvering target using input estimation,” IEEE Trans Aerosp Electron Syst, Vol. AES-23, No. 3, pp. 298-310 (1987).
- [11] Bar-shalom, Y., Chan, K. C, Blom, H. A. P., “Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm,” IEEE Trans Aerosp Electron Syst, Vol. 25, No. 2, pp. 296-300 (1989).
- [12] Khaloozadeh, H., Karsaz, A., “Modified input estimation technique for tracking manoeuvring targets,” IET Radar Sonar Navig., Vol. 3, No. 1, pp. 30-41 (2009).
- [13] Whang, H. I., Lee, J. G, Sung, T. K., “Modified input estimation technique using pseudoresiduals,” IEEE Trans Aerosp Electron Syst, Vol. 30, No. 1, pp. 220-228 (1994).
- [14] Ahn, B. W., Choi, J. W., Fang, T. H. “A modified variable dimension filter with input estimation for maneuvering target tracking,” IEEE Proc American Control Conf 2003: 1266-1271.
- [15] Chen, Y. W., Lee, Y. L., Tu, K. M., Huang, C. J., Wu, S. C., “Application of intelligent input estimation for tracking a maneuvering target,” 第24屆國防科技學術研討會，桃園市，2015。