

智慧型追蹤導引法則應用於下一代空對空影像飛彈之研究

Applying Intelligent Tracking and Guidance Algorithm for Next
Generation IIR Air to Air Dogfight Missile

計畫編號：NSC 88-2623-D-009-005

執行期限：87 年 7 月 1 日起至 88 年 6 月 30 日

主持人：邱俊誠 職稱：教授

電子信箱：chiou@cc.nctu.edu.tw

執行機構：國立交通大學電機與控制工程研究所

一、摘要

由於下一代短程空對空飛彈均採用焦平面紅外線成像尋標器，使飛彈具備較佳的紅外線反反制、背景雜訊濾除、多目標環境追蹤、瞄準點選取、穿雲等能力。本計畫之主要目的即以類神經網路、模糊控制理論及遺傳演算法等智慧型控制理論解決上述問題，最後建構一尋標器模擬程式，以測試引入智慧型追蹤法則之尋標器對空對空飛彈追蹤導引性能之提昇效益，以做為下一代飛彈設計之參考。

本計畫在第一年所完成之成果如下：

1. 建構適當的類神經網路、模糊法則及遺傳演算法，以進行紅外線追蹤法則相關基本問題之研究。目前已完成自我建構之類神經模糊推理網路(SONFIN)及具共生演算法之模糊控制器(SEFC)設計。

2. 建立一具智慧型追蹤法則之尋標器模擬程式及飛彈模擬程式，初期將以三自由度彈道模擬程式進行模擬，在第二年計畫中再擴展為 6 自由度程式。

3. 被動目標狀態估測：完成以模糊邏輯卡曼濾波器在多目標環境之目標狀態測估理論推導及模擬，並與單獨卡曼濾波器執行結果進行比較。

4. 被動式測距(PASSIVE RANGING)：完成模糊邏輯推廣卡曼

濾波器在雜訊環境執行被動式測距之理論推導及模擬，並與單獨推廣卡曼濾波器執行結果進行比較，並提供以影像式尋標器進行被動式測距之可行性評估。

5. 瞄準點選取(AIMING POINT)：以 128x128 像素之影像進行瞄準點選取之法則設計及模擬。在需求單位提供瞄準點選取原則、擊靶場景及目標易損性資料後，對自我建構之類神經模糊推理網路(SONFIN)進行訓練，使得網路具有最佳瞄準點選取之能力。

二、緣由與目的

紅外線導引技術向來為短程空對空飛彈所採用，因為其具備簡單、可靠、反應快等特性，因此廣為短程飛彈所使用。但傳統的點光源式紅外線尋標器也有偵測距離近、易受雜訊干擾及反制、無穿雲能力等缺點，因此在空對空戰場上逐漸被雷達導引飛彈所取代。近年來由於戰機的敏捷性及隱形技術漸受重視，已確定成為下一代戰機的發展趨勢，因此為對付下一代戰機之威脅，具大離軸角發射能力的紅外線導引高敏捷性空對空纏鬥飛彈又將成為空對空飛彈武器之主流，同時為改善上一代紅外線飛彈之缺點，大都採用焦平面式(FOCAL

PLANE ARRAY)或(LINEAE ARRAY)影像式尋標器。

有關紅外線成像技術，在國防及民間工業上均已具有相當多的研究與開發應用實例。而有關紅外線影像之目標追蹤法則之研究及應用近年來亦有相當多的實例，唯以往大都採用專家系統來解決相關之問題。美國國防部之先進國防研發專案計畫局(DARPA)所資助休斯飛機公司及美國陸軍資助BAH 公司，將類神經網路與紅外線成像技術結合，應用於具學習能力的影像式自動目標辨識系統，以有效提昇系統對目標的辨識的速度及準確度。顯見智慧型學習法則在此方面應用具有強大之潛力[1-3]。本計畫引用類神經網路、模糊法則及遺傳演算法等智慧型學習法則，擴大應用至與紅外線追蹤技術相關之課題上。

三、研究方法及成果

在本計畫的第一年中，我們針對紅外線追蹤技術之相關問題進行研析，並已建構適當之類神經模糊網路及遺傳演算法來解決被動目標狀態估測、瞄準點選取(AIMING POINT)、被動式測距(PASSIVE RANGING)等問題。由於智慧型學習法則本身具有非線性對應(NONLINEAR MAPPING)及隨機特性，可與卡曼濾波器(KALMAN FILTER)結合，成為一狀態估測器，其非常適於用以處理做隨機運動的目標之狀態估測。本計畫所採用之研究方法及成果分述如下：

1.目標狀態估測：

針對影像式尋標器，目標狀態變數定義為：

$$x = \begin{bmatrix} i \text{ (target return intensity)} \\ \text{''} \text{ (yaw angle)} \\ \& \text{ (yaw rate)} \\ \text{--} \text{ (pitch angle)} \\ \& \text{ (pitch rate)} \end{bmatrix}$$

由於在背景雜訊或多目標環境

中，紅外線影像中會出現一個以上的物體，為達到紅外線反反制的目的，必須對每一物體運動狀態均進行預測，並判斷出正確的目標，進行追蹤。由於目標運動及量測均以 2 維直角座標表示，因此可視為線性，其狀態及量測方程式可表為：

$$\begin{aligned} x_{k+1,i} &= Fx_{k,i} + Gw_{k,i} \\ z_{k,i} &= Hx_{k,i} + v_{k,i} \end{aligned}$$

其中 i 為代表影像中之一個物體。而模糊卡曼濾波器計算法則如圖 1 所示。

2.被動式測距：

由於紅外線影像尋標器無法如主動雷達尋標器可直接量測飛彈與目標之相對距離及相對速率，而相對距離及速率又為導引律必需仰賴的重要參數，因此必須進行相對距離的估算。由於被動式測距問題中，目標狀態須包含目標之相對位置而不是前述之角度，而尋標器量測值為角度資料，因此量測方程式為一非線性方程式，狀態及量測方程式可表示如下：

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1} &= F\hat{x}_k + w_k \\ z_k &= H[x_{pk}, y_{pk}, x_k, y_k] + v_k \\ h[\cdot] &= \tan^{-1} \frac{y_k - y_{pk}}{x_k - x_{pk}} \end{aligned}$$

則目標相對位置為

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= x_{pk} + \frac{y_k - y_{pk}}{\tan z_k} \\ \hat{y}_k &= y_{pk} + (x_k - x_{pk}) \tan z_k \end{aligned}$$

由於量測方程式為非線性，因此須以推廣卡曼濾波器進行目標狀態估測。而推廣卡曼濾波器在應用上最大的困擾為線性化問題，且由於空對空飛彈場景變化劇烈，和雜訊強度大，因此本計畫已提出一種模糊遺傳演算

法則，而利用模糊法則的非線性映射特性以解決傳統推廣卡曼濾波器的線性化問題。

自我建構之類神經模糊推理網路 (SONFIN)：

我們所發展的模糊類神經網路之架構如圖 2 所示。網路本身由模糊法則“如...則...(IF...THEN)”所構成，並具有類神經網路的學習能力。如圖所示，此網路含有六層。現在將各層所執行的功能分述如下：

第一層：此層不做任何運算，只是單純的將輸入變數傳送到下一層。

第二層：此層的每一個點(node)代表一個模糊集合(fuzzy set)，而節點的作用在於算出輸入資料屬於每個模糊集合的程度。在此我們使用高斯 (Gaussian) 歸屬函式 (membership function)。

第三層：此層的每一節點(node)代表一條法則，而以分群觀點來看則代表一個群。節點的作用在於把第二層求出的歸屬值在此做 AND 運算。在此，AND 運算是以相乘來完成。每一個節點的輸出表示輸入資料對此法則的激發量，以分群的觀念來看則表示屬於這一群的程度。

第四層：此層的作用在於把第三層的輸出做等量化(normalization)。

第五層：此層代表模糊法則的後件部。此層包含兩類節點，白色的節點為必要的節點，一個白色節點表示一個模糊集合。當使用白色節點尚無法達到精度要求時，則須產生黑色的節點。黑色節點代表輸入變數的線性組合，這裡採用的輸入變數並非是所有的輸入變數，而是選擇較重要的變數來做線性組合。

第六層：此層的作用為解模糊化(defuzzification)。

SONFIN 學習演算法：

二種類型的學習，分別為架構和參數式學習，同時被用來架構SONFIN。其學習過程分成下面四個步驟：

- 1.輸入、輸出空間的分群。
- 2.法則的建立。
- 3.後件部的識別。
- 4.參數的學習。

以推廣卡曼濾波器進行目標狀態估測：

給定一個離散時間的動態系統：

$$x(k+1) = f(x, k, u) + w(k)$$

$$z(k) = h(x, k, u) + v(k)$$

where

$$E[ww'] = Q$$

$$E[vv'] = R$$

一個典型的 EKF (Extended Kalman Filter) 演算法，用以估測系統狀態，並以以下的方程式來描述。

$$\hat{x}_{k+1|k} = f_k(\hat{x}_{k|k}, u_k)$$

$$\hat{z}_k = h_k(k, \hat{x}_{k|k-1}) \quad (12)$$

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1}$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_k)$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1}$$

$$P_{k+1|k} = F_k P_{k|k} F_k^T + Q_k$$

矩陣係數 $F_k H_k$ 為：

$$F_k = \left. \frac{\partial f(x_k, k, u_k)}{\partial x} \right|_{x=x_k}$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x_k, k, u_k)}{\partial x} \right|_{x=x_k}$$

圖 3 所示為 general lineared EKF 的方塊圖，plant model 與 measurement model 被兩個已訓練完成的網路所取代。不同於傳統 extended Kalman Kilter 的部分是，在此的矩陣係數 $F_k H_k$ 是由

非線性函數 $f(X_K, K)$ 與 $h(X_K, K)$ 偏微分所得。以模糊推論系統來說，該係數矩陣可以表示成輸入變數的線性組合。

3. 瞄準點選取：

當目標距離遠時，目標在影像式尋標器上仍為一點，即無瞄準點選取問題。但隨著目標距離接近，目標影像呈現出輪廓，甚至充滿整個視窗時，若不指定選擇瞄準點，將使導引誤差增大。傳統的重心追蹤法則 (Centroid tracker) 無法提供最佳的攻擊位置，重心位置甚至可能落在機身之外，在擊靶前目標充滿整個視窗時還會進入盲距，因此在目標接近時，必須切換為瞄準點追蹤。適當的選擇瞄準點，將可提昇對目標之殺傷率及改善導引誤差。本計畫將建構一遞迴式自我建構類神經模糊推理網路，以學習儲存各種場景下 (與目標攔截方位、影像大小、遮蔽程度、視線變率相關) 影像重心與瞄準點之關係。包含瞄準點選取的追蹤法則工作流程如圖 4 所示。適當瞄準點位置取決於目標的易損性以及導引律的需求，而瞄準點選取種類有：

1. 座艙罩：攻擊操作者，適用破片彈頭。
2. 引擎：適用具結構殺傷性彈頭，如連桿彈頭。
3. 兩側機翼：利用結構破壞機身的穩定性，因此同樣適用具結構殺傷性彈頭。
4. 結構中心：可利用中軸或骨幹方式，尋求整個機身之結構中心位置，加以破壞。

我們利用 DMA (Discrete Medial Axis) 的方式來選取目標的一個最佳攻擊點，如圖 5 圖 6 所示 (a) 為目標原始影像、(b) 為轉為灰階顯示的目標影像、(c) 經由 DMA 後所選定的攻擊點。

參考文獻：

- [1] C.E. Daniell et.al., "Artificial neural networks for automatic target recognition", Optical Engineering, vol. 31 no. 12, pp 2532-2539, dec 1992.
- [2] W.A. Thoet et al, "ANVIL neural network program for three-dimensional automatic target recognition", Optical Engineering, vol. 31, no. 12, pp 2521-2531.
- [3] N.G. Goel, Ed., "Automatic Target Recognition and Tracking Approaches Based on Shape Analysis and Neural Networks", New York, Harwood, 1992

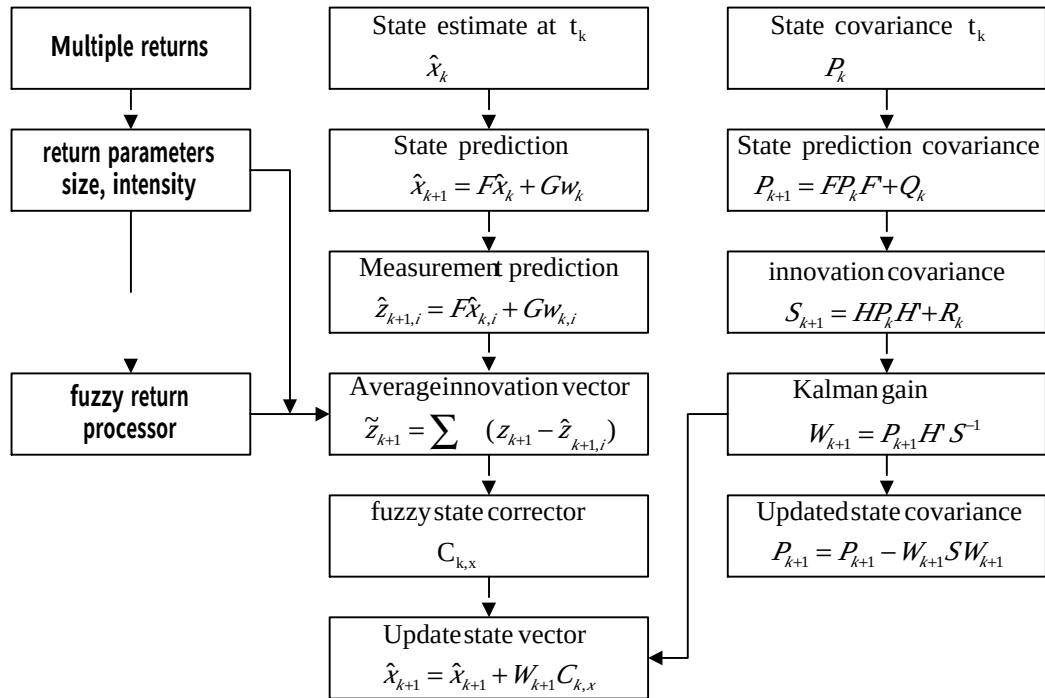


圖 1 卡曼濾波器與模糊邏輯結合演算法

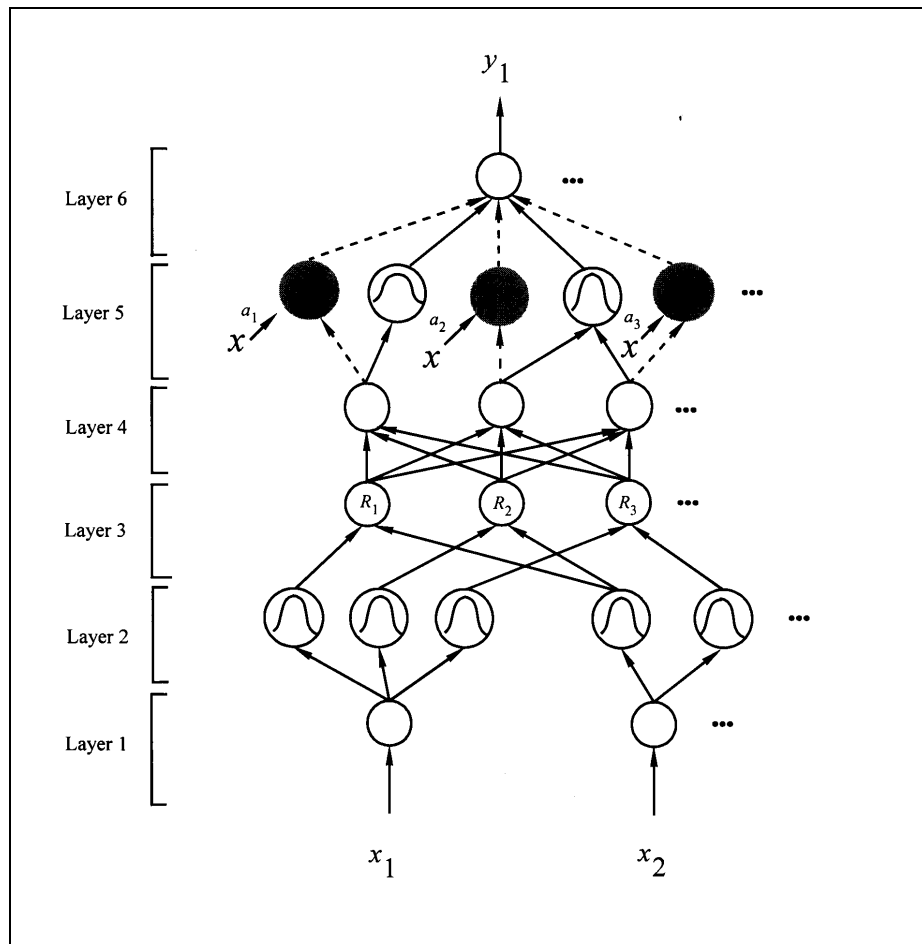


圖 2 模糊類神經網路 SONFIN 之架構

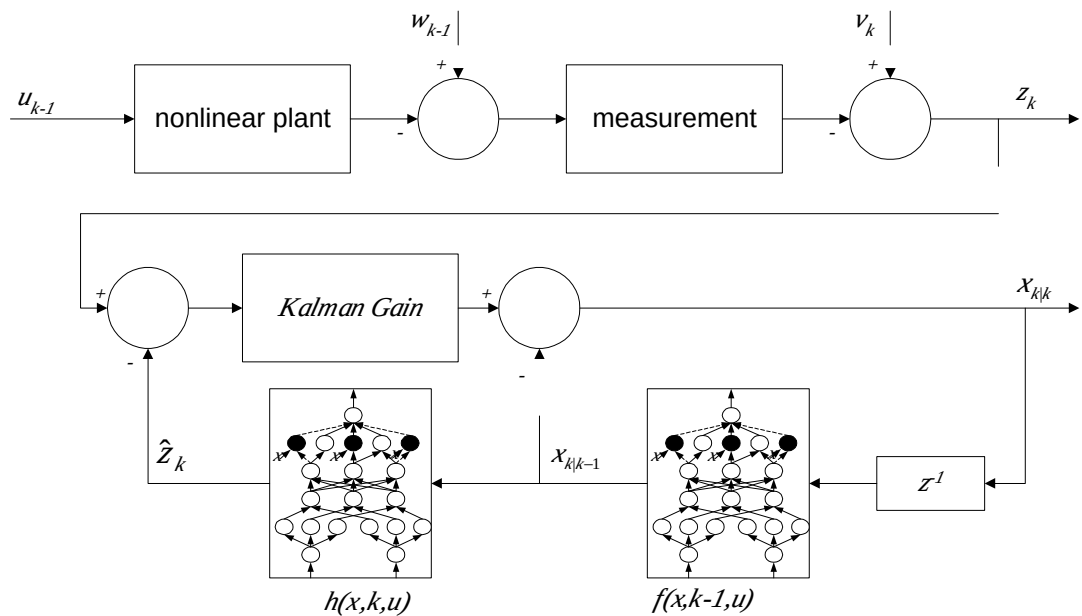


圖 3 神經模糊 EKF 之架構圖

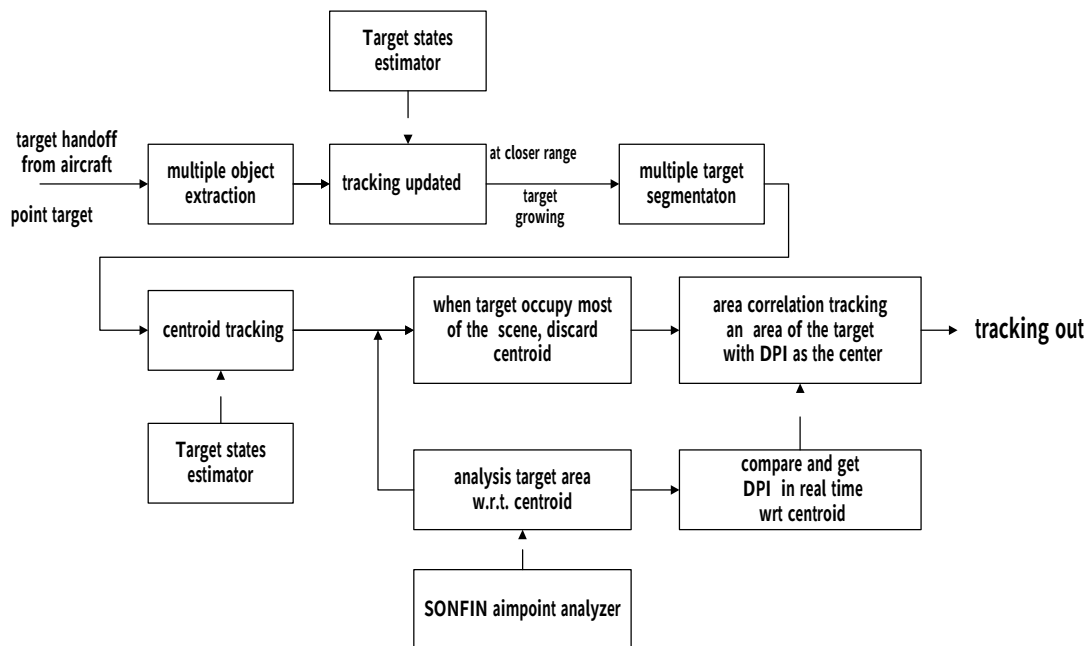


圖 4 模糊類神經瞄準點選取法則架構

[illegible]

[illegible]