

演化式學習模糊影像監控系統的設計與應用

馮玄明

國立金門技術學院資管系

hmfeng@kmit.edu.tw

洪集輝

國立金門技術學院電子系

horng@kmit.edu.tw

一、論文摘要

本論文結合粒子群最佳化演算法(Particle Swarm Optimization)、逆向學習(Inverse Learning)與模糊推論等方法設計演化式最佳化模糊影像監控系統。粒子群最佳化演算法具有運算簡單、學習收斂速度快的優點，其主要是模仿群體性生物的社會行為(Social-only model)取向和個體認知(Cognition-only model)取向的機率性選擇來搜尋最佳參數解。建立的模糊影像建模系統中每一模糊規則可描述並代表一群聚特徵完成影像資料物體的選取且大小不同的模糊分割區塊可描述輸入與輸出資料間的關係完成影像資料集的辨識。接著將訓練後圖樣輸入模糊影像資訊利用逆向學習理論的學習架構擷取系統中模糊規則資料庫，使建立的影像監控系統達到最高辨識率目標。若要擴大系統的辨識範圍，則只需要將新的訓練資料圖樣輸入影像監控系統的模糊控制器再依據逆向學習中線上學習(On-line learning)架構即可自動學習新的辨識規則，而不需重新建構一個新系統，因此所設計之系統將具有很強的擴充性與適應性。本研究將所提方法被實際應用於校園內入侵偵測可以實現本方法的優越監控功能。

關鍵詞：模糊推論分析、粒子群最佳化、逆向學習、影像監控。

Abstract

This study is applied by the Particle swarm optimization (PSO)、inversing learning and fuzzy inference theory to design self-evolutionary optimization based Fuzzy image monitor controller systems. Not same as the genetic algorithms, Particle swarm optimization (PSO) combines the Social-Only model and the Cognition-Only model to select the optimization resolution during the searching space. The main advantage of the Particle swarm optimization is its very simple concept. It requires only primitive mathematical operators, and is computationally inexpensive in terms of both memory requirements and speed. Since one fuzzy rule describes one pattern feature and implies the selection of image objects, it is possible to decrease the number of fuzzy rules by the scatter fuzzy partitioning method. In a word, it is very suitable for high dimension image data to identify desired pattern. The Final selected features are applied as input training patterns of the fuzzy controller. Then, the identification of fuzzy controller model is generated by the PSO-based off-line learning phase of the inversing learning structure to approach higher accuracy. Additional news rules for Fuzzy

image monitor controller systems are easily updated by the PSO-based on-line learning phase of the inversing learning structure with new training patterns. Therefore, the proposed image monitor systems show good extendable and high adaptive abilities.

Keywords: Fuzzy inference analysis, Particle swarm optimization, Inverse Learning, Image monitor.

二、前言

隨著工商業發展與進步，各行各業中如道路交通中車流量之監測管理、工廠產品品質的監測與管制、機場危險物品監測、停車場車輛出入管制或港口船隻監督調度等應用[1-8]，都須要大量的人力來進行相關工作，以防範問題發生。然而監測一向是高重覆性、枯燥乏味的工作，依據 GoolKasian[9]的論文研究指出，當人的眼睛不停的注意著監視螢幕，他們注意力集中的平均時間最多不超過 20 分鐘，一但超出這個時間縱使有東西進入監視螢幕，人們也不會去注意它的發生。而另一個問題就是由 Eriksen 和 Murphy[10]所提出的 Eriksen Effect。Eriksen Effect 是一種存在於人的視覺系統所注意的有興趣物體及周圍環境的複雜度之間的一種直接關係，這種現象將直接影響到一個人的下決定的速度。這也是為什麼人工監測會造成誤差以及降低效能的原因。

Inversing learning 是由 Widrow 與 Stearns [11] 首先提出，也可稱為是一種 general learning[12]，Inversing learning 可針對未知受控平台系統以時間序列方式學習並架構出整體系統。Inversing learning 在國內外已經有許多專家學者投入這個研究領域，同時也有一些初步的成果，Jang, J.-S.R. [13] 利用 ANFIS 為一架構配合 Inversing learning 方法設計一離散式模糊控制器，後續有黃義立[14]利用 ANFIS 架構設計類神經模糊控制系統並將其應用在個人化線上評量系統，而楊克勤[15]也設計模糊系統用來監控遠端直流馬達轉速，Nazaruddin [16]等也設計類神經模糊控制器應用在 Mini-plant 流體準位的控制，Zheng[17]等設計類神經模糊控制器並應用在切換式磁阻最小轉矩漣漪的分析。李俊毅[18-19]等利用 Inversing learning 與 random optimization 方法完成自我組織模糊系統在溫度控制上的應用。

Inverse learning 一般可將它分成兩個主要的部份，一為 Training Phase 而另一方面為 application phase [13]。在 Training Phase 階段其可利用離線

(off-line) 或線上 (on-line) 的學習方式求取受控 Plant 的逆動態方程式 (Inverse Dynamics of Plant) G ，而模仿其建立出來的 fuzzy controller 逆動態方

程式 G 可用來產生 fuzzy control action 應用於 application phase。或是在學習階段可逐步利用輸入輸出資料對 (input-output data pairs) 去近似 fuzzy

controller model 的逆動態方程式 G 並同時將完成的 fuzzy controller model 應用在此受控平台，整體的響應在輸入輸出資料對 (input-output data pairs) 無法取得時會用類似一時間延遲系統方式逼進 fuzzy controller model。當學習完成後，fuzzy controller model 非常近似於受控 Plant 的逆動態方程式則此 fuzzy controller 將可經密的監控此系統，若未非常近似此受控平台則必須調整系統內參

數 G 以產生好的控制效果。本計畫擬利用影像分割後辨識出的影像特徵資料輸入模糊控制器內並建立智慧型影像監控系統，故利用粒子群最佳化演算

法調整以建立最佳化參數集合解 (G) 將是本計畫重要研究項目。依據 Inversing learning 學習概念未來若要擴大系統的辨識範圍，僅需要將新的訓練圖樣輸入影像監控系統內的模糊控制器並透過 Inversing learning 線上學習架構 (inverse learning on-line learning phase) 即可自動學習新的辨識規則，而不需重新建構一個新系統，因此計畫中擬設計之系統具有強大的擴充性與適應性。

PSO 學習演算法由 Eberhart and Kennedy 於 1995 年提出 [20]，它是一種模擬鳥群或著稱魚群特性的啟發式學習裝置。此種演算式的 PSO 方法已被專門用來有效解決許多不同的最佳化問題。PSO 中最主要的學習策略是將各別粒子的位置值解譯為問題解而此解集合將受群體最佳解與個別最佳解的影響修正與學習。在學習空間中，粒子的速度解引導學習率而每個粒子則由適應函數作為評量並據此發展出 PSO 學習法。在龐大複雜空間中搜尋最佳或近似最佳解。

本計畫利用此新穎的 PSO 學習演算法結合模糊推論與 Inverse learning 學習機置建立自我演化最佳化模糊影像監控系統[21]。

三、研究方法

3.1 系統實現流程設計

本研究計畫建立 PSO 學習與 Inverse learning 觀念為架構的智慧式模糊影像監控系統，本系統實現主要流程如下步驟：

- (1) PSO 演算法依據輸入背景影像資料集掘取特徵資料之參數值建立模糊影像建模系統。
- (2) Inverse Learning 方式重建影像並架構模糊監控資訊系統。

(3) 依據模糊影像建模系統與模糊監控資訊系統誤差大小建立監控規則。

(4) 實際輸入監視影像與入侵影像資料至模糊監控資訊系統依據監控模糊規則判斷入侵狀況作警告。

(5) 建立測試後評估資料分析圖。

演化式學習模糊影像監控系統詳細之設計流程如圖 1。接下來說明如何利用 PSO 建立模糊系統。

3.2 模糊系統設計

對於輸入變數 (x) 與輸輸出變數 (y) 的模糊系統說明如下：

$$R_j: \text{IF } x \text{ is } HE_j \text{ THEN } y \text{ is } y_j, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

其中 m 是模糊規則的總數， y_j 是相對於第 j -th rule 實數值，而模糊化單元中多維度橢圓形式歸屬函數 HE_j 的定義是

$$HE_j(x) = \exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - a_i^j)^2}{(b_i^j)^2}\right) \quad (2)$$

其中 a_i^j and b_i^j 是第 j -th 多維度橢圓形式歸屬函數第 i -th 軸的中心與長度值。在此經過重心平均推論與單一值解的模糊推理與解模糊化單元後，模糊系統輸出值 (y_o) 為

$$y^o = \frac{\sum_{j=1}^m HE_j(x) \cdot y_j}{\sum_{j=1}^m HE_j(x)} \quad (3)$$

3.3 PSO 演算法設計模糊系統

PSO 演算法可以稱為是一種以族群動力學為基礎的最佳化方法，它的基本概念來自於社會行為的模擬。在一個社會化的群體中，每一個個體的行為不但會受到其過去經驗和認知的影響，同時也會受到整體社會行為影響。PSO 演算法具有類似現實環境中生物群體相互協調與群體行為一致性的運作特色，每一個生物個體均有其最高適應度的自我最佳經驗 ($gbest$)，而相對於個體最佳解 ($pbest$)，整個群體的全域最佳參數解的記憶我們稱之為 $gbest$ ；生物群體的社會性，使得生物個體間的經驗能彼此互相交換並且傳承。在每一次的迭代過程中，群體中所有個體在搜尋空間中各自擁有其位置 (Y) 和移動速度 (V)，並且根據自我過去最佳經驗 ($pbest_p$) 與群體最佳行為 ($gbest$) 進行機率式的搜尋策略調整，其學習公式如下：

$$v_{ji}(t+1) = \tau \cdot v_{ji}(t) + \beta_1 * rand() * (pbest_{ji}(t) - Y_{ji}(t)) + \beta_2 * rand() * (gbest_i(t) - Y_{ji}(t)) \quad (4)$$

其中 i 是系統的輸入維度索引， j 是模糊規則的個數， τ 是慣性常數， t 表示現在狀態， $t+1$ 為下一

時間狀態， β_1 與 β_2 是學習率常數。當粒子的速度決定後，則下一時間狀態的粒子解 Y_{ji} 可被修正為

$$Y_{ji}(t+1) = Y_{ji}(t) + v_{ji}(t+1) \quad (5)$$

由(4)與(5)式可知，粒子的學習路徑與移動大小，將由 gbest 與 pbest 決定。

PSO 演算法建立模糊系統之設計步驟與流程說明如下：

Step1) 隨機產生初始群中所有個體的位置向量 (Y) 以及移動速度 (v)，其中位置向量的解為模糊系統參數之解函數。

Step2) 計算每一粒子個體之適應函數值適應函數 F_p 設計如下

$$F_p = \frac{1}{MSE} \quad (6)$$

其中 MSE 代表 (Mean Square Error)，PSO 的搜尋目的為找尋具有與受訓資料集間最小之 MSE 的模糊系統參數集合，其目標是

$$\text{MAX}(F_p) \quad (7)$$

Step3)

將每一個個體目前求得之適應函數值與其所記憶之最佳適應函數值進行比較，若目前之適應函數值較之前最佳結果為佳，則以目前位置取代個體記憶之最佳所在位置，以目前適應函數值取代個體記憶之最佳值：

$$\text{pbest}_p^{t+1} = \begin{cases} X_p^{t+1} & \text{if } F(X_p^{t+1}) \geq F(\text{pbest}_p^t) \\ \text{pbest}_p^t & \text{if } F(X_p^{t+1}) < F(\text{pbest}_p^t) \end{cases} \quad (8)$$

Step4) 比較個體最佳解所求得的適應函數是否優於群體所記憶的最佳值，若判斷條件成立則將群體所記憶之最佳位置與最佳值重設為目前的結果，反之群體最佳解維持原先狀態：

$$\text{gbest}^{t+1} = \begin{cases} \text{pbest}_p^{t+1} & \text{if } F(\text{pbest}_p^{t+1}) \geq F(\text{gbest}^t) \\ \text{gbest}^t & \text{if } F(\text{pbest}_p^{t+1}) < F(\text{gbest}^t) \end{cases} \quad (9)$$

Step5) 根據 Equation 4 和 Equation 5 調整所有個體移動的速度與位置。

Step6) 重覆 Step2)-Step5) 直至達到預設的迭代次數為止

四、模擬結果

本次研究我們選定系辦公室的大門為背景當作受訓的影像圖樣，經 PSO 運算所建立的模糊系統產生重建影像，在我們的一個實驗中首先收集 20 張測試影像，其中 10 張含有不同程度雜訊干擾或聚焦不良的無入侵影像，另外 10 張有外物入侵影像，分別建立無入侵模式的模糊影像建模系統與有外物入侵時的模糊影像建模系統，經建模重建影像處理後，無入侵影像資料集所重建的影像如圖 2 與有外物入侵時之重建影像如圖 3，它們之間之 MSE (Mean Square Error) 誤差分析狀況如圖 4，從圖 3 中可以明顯得知無入侵影像與外物入侵影像之間在與有外物入侵影像比對時之 MSE 有很大的差距，所以利用 MSE 大小可以輕易判斷有無外物入侵情形。

五、結論

本研究利用 PSO 演算式學習機制去搜尋最佳模糊系統參數，完成模糊影像建模與入侵監控的應用，依據 PSO 強健的學習方式與模糊推論系統彈性可調整的歸屬函數特性，由校園入侵模擬結果可顯示，我們實驗中所提出演算方法可有效建立一模糊影像建模與監控系統，完成外物入侵的判斷與監控作業。

致謝

本研究感謝國科會計劃案編號 NSC94-2213-E-507-001 與 NSC 95-2218-E-507-001 部份補助支持。

REFERENCE

- [1] 王俊明，視覺式交通監測系統，國立臺灣師範大學資訊教育研究所碩士論文，2002。
- [2] R. Cucchiara, M. Piccardi and P. Mello, Image Analysis and Rule-Based Reasoning for a Traffic Monitoring System, IEEE Trans. on Intelligent transportation Systems, vol. 1, no. 2, pp. 119-130, June 2000.
- [3] 鄭伯南，模糊推論在保全系統中自動偵測與辨識入侵者之應用，大同大學資訊工程研究所碩士論文，2003。
- [4] 郭大正，停車場自動監視系統，中華大學資訊工程學系碩士班碩士論文，2003。
- [5] 賴後權，基因演算法於快速成型中網格最佳化與線上影像監視之研究，大葉大學自動化工程學系碩士論文，2002。
- [6] 李錦泓，影像基礎的數位自動監控系統，交通大學機械工程學系碩士論文，2000。
- [7] 蔡英男，應用影像處理與類神經網路於偏光膜瑕疵辨識，臺灣科技大學高分子工程學系碩士論

文, 2003。

[8] 黃泰祥, 具備人臉追蹤與辨識功能的一個智慧型數位監視系統, 中原大學電子工程所碩士論文, 2003。

[9] P. Goolkasian, Processing visual-stimuli inside and outside the focus of attention, Bulletin of the Psychonomic Society, vol. 29, no. 6, p 510, 1991.

[10] C. W. Eriksen and T. D. Murphy, Movement of attentional focus across the visual field: A critical look at the evidence, Perception and Psychophysics, vol. 42, no. 3, pp. 299-305, 1987.

[11] B. Widrow and D. Stearns, Adaptive signal processing, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1985.

[12] D. Psaltis, A. Sideris and A. Yamamura, A Multilayered neural network controller, IEEE Control Systems Magazine, vol. 8, no. 4, pp. 17-21, April 1988.

[13] J.-S.R., Jang, Inverse learning for fuzzy controller design, Proceedings of the 4th IEEE Conference on Control Applications, pp. 335 – 340, 28-29 Sept. 1995.

[14] 黃義立, 類神經模糊控制在個人化線上評量系統的應用, 國立中興大學電機所碩士論文, 2002。

[15] 楊克勤, 設計直流馬達轉速遠端模糊監控系統, 國立海洋大學機械與輪機工程系碩士論文, 2002。

[16] Y.Y. Nazaruddin, J. Waluyo, and S.Hadisupadmo, Inverse learning control using neuro-fuzzy approach for a process mini-plant, Proceedings of 2003 International Conference on Physics and Control, vol. 1, pp. 247-252, 20-22 Aug. 2003.

[17] H. Zheng, F. Lin, L. Liu, J. Jiang and D. Xu, Torque ripple minimization in switched reluctance motors using fuzzy-neural network inverse learning control, The Fifth International Conference on Power Electronics and Drive Systems, vol. 2, pp. 1203-1207, 17-20 Nov. 2003.

[18] 李俊毅, Self-Organization Neuro-Fuzzy System for control of Unknown Plants, 長庚大學電機工程所碩士論文, 1999。

[19] C. Li and C.-Y. Lee, Self-organizing fuzzy intelligent system, Conference Record of the 37th IAS Annual Meeting, vol. 1, pp. 473 – 477, 13-18 Oct. 2002.

[20] J. Kennedy and R. C. Eberhart, Particle swarm optimization, in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Perth, Australia, pp.1942–1948, Nov. 1995.

[21] 馮玄明,

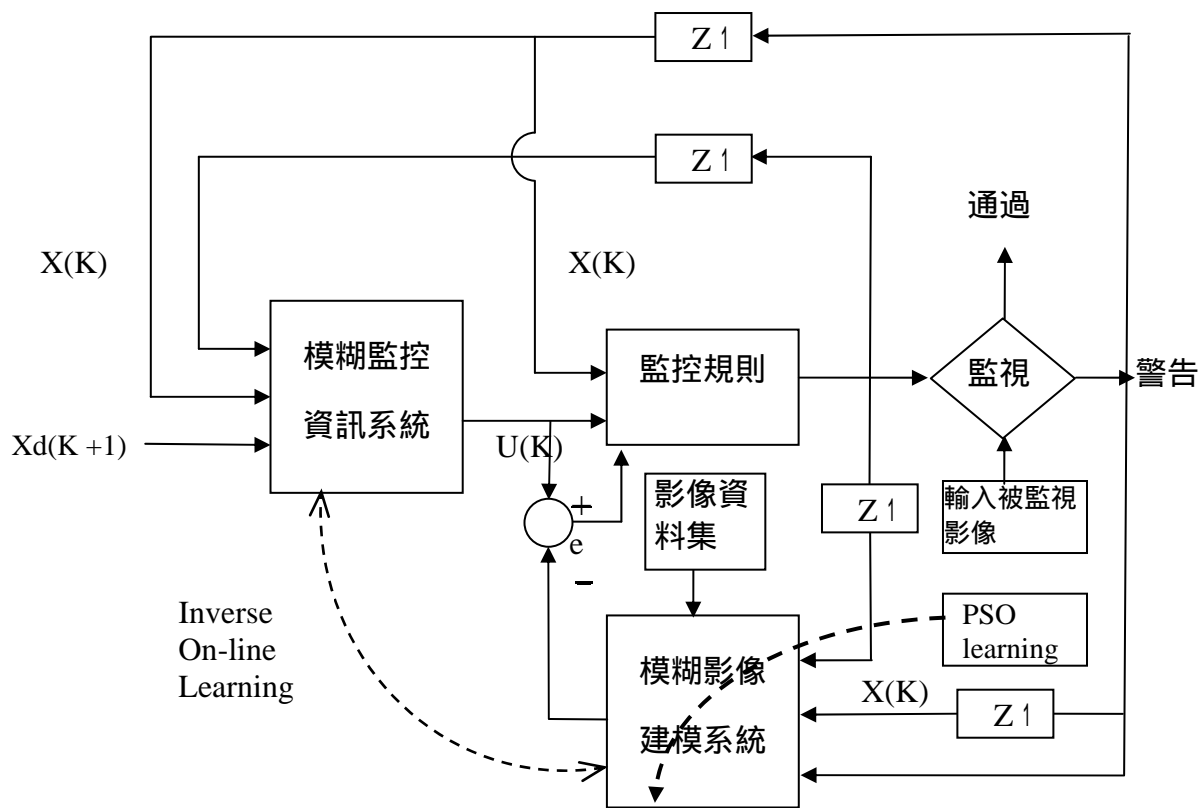


圖 1. 演化式學習模糊影像監控系統流程圖



圖 2. 10 張有不同程度雜訊干擾或聚焦不良的無入侵建模重建影像集。



圖 3. 10 張有外物入侵建模重建影像集。

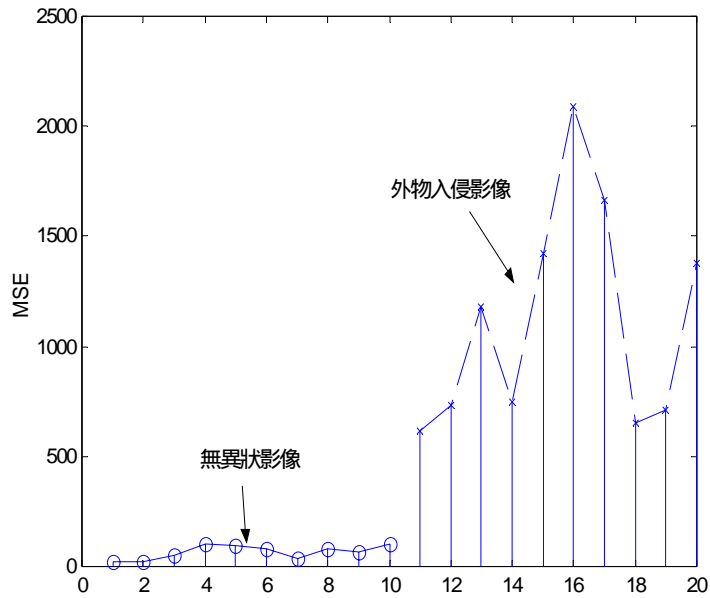


圖 4. 無異狀影像建模系統的重建影像與該重建影像與無入侵影像建模系統之重建影像之 MSE 誤差分析圖。