

應用類神經網路作 LCD 導光板之智慧型檢測 Inspection of LCD Light-guide Plate Using Neural Computing

張簡信佑¹ 林存國²

¹ 中山大學機電系研究生 m943020080@student.nsysu.edu.tw

² 實踐大學資訊科技與通訊學系助理教授 tklin@mail.kh.usc.edu.tw

摘要

本文應用類神經網路分類技術檢測 LCD 平面顯示器之導光板網點微結構，以提高顯示器之輝度與均勻度。首先將 LCD 導光板之微結構二值化影像以加權不變矩的演算法計算每一網點特徵之不變矩當作描述因子，之後由類神經網路將每一網點特徵的描述因子作分類。演算參數為影像旋轉角度以及特徵值個數。藉由加權之不變矩演算，可找出與影像檢測旋轉角度無關的網點單一描述因子，以達到智慧型檢測目的。結果顯示在取樣個數 24 之下，以單一描述因子作辨識整體辨識率可達 86% 以上，部分瑕疵型態網點辨識率達 100%。

關鍵詞

類神經網路，不變矩，導光板，LCD。

Abstract

Inspection of LCD light-guide plate using neural computing is proposed. Binary dot-pattern images from SEM observation are obtained by image segmentation. Pattern recognition for the images is then performed using weighted moment invariants and Neural network. The rotation independent classification for the recognition using only one descript shape factor are also proposed to reduce time consumption and storage space. It is found that in 24samples, the method has been applied successfully in inspection of different defects on the plate subject to any rotation angles and image scales.

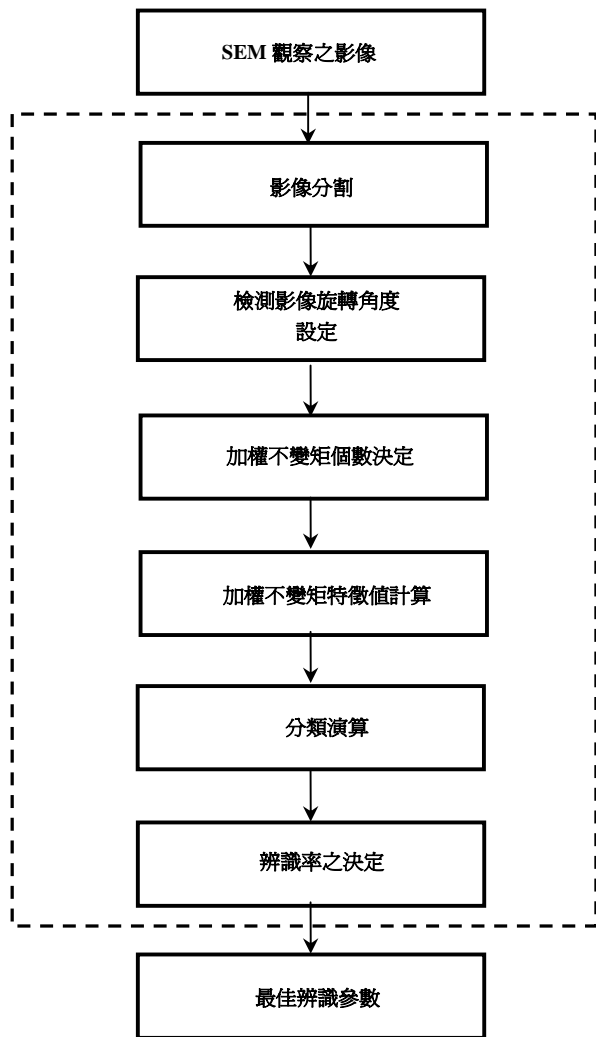
一、前言

在 LCD 上下游產業中，背光模組已成為本土化速度最快的一項零組件。目前影響 LCD 面板品質為光射出面之輝度及分佈的均勻性，主要原因為背光模組中導光板網點結構的均一性。發展一套針對 LCD 導光板網點結構的檢測方法有助提升 LCD 面板產能，以期達到減少人工誤判及建立產品良莠判斷基準。

近年來有關圖形辨識的相關研究如以下所示。Fukushima (2001)以類神經網路模型配合改善辨識率的方法，針對 3,000 種手寫型態有達到 98.5% 的辨識效果。Salah et al. (2002)以 Markov 模型配合類神經網路，學習總體到個別

及個別到總體的視覺相關辨識特徵，測試手寫辨識且應用至複雜的臉部辨識，結果顯示此方法對於複雜的視覺應用有可行性。Yang et al. (2002)針對視覺辨識較好的機制，作理論與實驗的研究回顧，並強調影像與視覺運算的共同性，希望促進未來生物視覺與計算視覺互動的研究。Zhang et al. (2002)以不變矩的方法配合類神經網路的分類，作二值化影像中飛機與船隻的辨識。另外以改進的不變矩法，如 affine moment invariant, Shioyama et al. (2002)從影像資料中用此法來量測行人行走距離及偵測交通號誌的變化；也有用 Pseudo Zernike moment invariant, 例如, Haddadnia et al. (2003)以此法配合 RBF(radial basis function)類神經網路的分類，辨識二維臉部的數位影像，並可達到 99.3% 的識別率。

本文提出類神經網路結合加權不變矩演算的方式作導光板網點微結構的分類，並在分類演算的輸入參

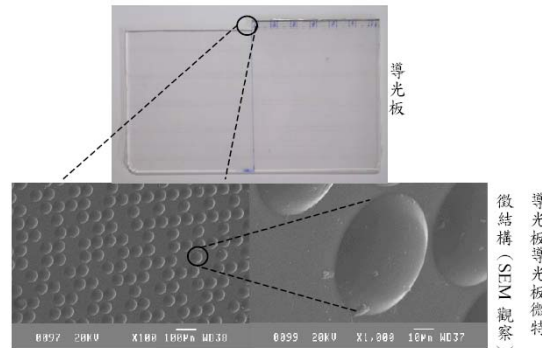


圖一 影像處理流程。

數下，計算相對應之樣本辨識率。經由不同參數之演算程序，找出可辨識之單一網點描述因子，其特性不受檢測影像旋轉角度影響，應用此單一形狀描述因子結核類神經網路的分類，可達成 LCD 導光板智慧型檢測之目的。

二、影像處理

為達成最佳辨識之目的，本文所提之影像處理流程（圖一）包括影像分割、分類演算以及辨識率之決定，其中輸入之參考影像為掃描式電子顯微鏡觀測所得（圖二），藉由影像分割的程序，重建成二



圖二 導光板微特徵結構之觀察。

值化像素之影像，演算前設定影像大小、旋轉角度以及不變矩特徵值個數，經由特徵值計算及分類演算可決定不同設定參數之對應辨識率，依據辨識率大小調整參數值，反覆演算直至最佳之辨識狀態，流程之各個步驟敘述如下。

1. 影像分割：以梯度大小臨界值法，配合 Sobel 邊緣運算子，對影像灰階值的梯度大小取一臨界值，大於臨界值之像素設為 1，反之為 0。運算所得之二值化影像，以 CAD 軟體作影像增強重建，並轉成解析度 300dpi，像素 1280x1024 之導光板瑕疵樣本影像。
2. 旋轉角度設定：影像大小尺度由原尺度逐漸縮小 25%，旋轉角度以水平正、負 30 度以及水平正、負 60 度為設定範圍。
3. 不變矩個數決定：每次運算由七個特徵值逐漸減少至二個特徵值。
4. 不變矩特徵值計算：由步驟 1 所得之樣本影像萃取幾何特性矩當影像特徵，並計算其中二階矩與三階矩，之後導出步驟 3 所設定個數之不變矩當特徵值。
5. 分類演算：步驟 4 所得之數個不變矩，分別以不同旋轉角度的值組成一類特徵樣本稱訓練集，計算各群訓練集之平均向量及共變異矩陣，作為各群樣

本的特徵，輸入待判別的樣本，分別以高斯圖樣的貝氏分類器以及類神經網路判定此圖形之正確類別。

6. 辨識率之決定：由全部輸入樣本，計算正確類別的樣本個數，之後回至步驟 3 反覆演算直至決定最佳之不變矩個數。一旦不變矩個數決定後，回至步驟 2 反覆演算直至決定最佳之影像大小。

三、辨識演算

3.1 加權不變矩演算

七個不變矩(Hu, 1962)可由二值化影像萃取當作形狀因子。首先對於像素大小 $M \times N$ 之階數的矩定義為

$$M_{k,l} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} m^k n^l b(x, y) \quad (1)$$

$(k+l)$ 階數的中心矩可表示為

$$\mu_{k,l} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^k (y - \bar{y})^l b(x, y) \quad (2)$$

正規化的中心矩定義為

$$\eta_{k,l} = \frac{\mu_{k,l}}{(\sqrt{\mu_{0,0}})^{k+l+2}} \quad (3)$$

由二階與三階正規化中心矩，七個不變矩可導出如下。

$$\phi_1 = \eta_{2,0} + \eta_{0,2} \quad (4-1)$$

$$\phi_2 = (\eta_{2,0} - \eta_{0,2})^2 + 4\eta_{1,1}^2 \quad (4-2)$$

$$\phi_3 = (\eta_{3,0} - 3\eta_{1,2})^2 + (3\eta_{2,1} - \eta_{0,3})^2 \quad (4-3)$$

$$\phi_4 = (\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 + (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2 \quad (4-4)$$

$$\phi_5 = (\eta_{3,0} - 3\eta_{1,2})(\eta_{3,0} + \eta_{1,2}) \left[(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - 3(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2 \right] + (3\eta_{2,1} - \eta_{0,3})(\eta_{2,1} + \eta_{0,3}) \left[3(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2 \right] \quad (4-5)$$

$$\phi_6 = (\eta_{2,0} - \eta_{0,2}) \left[(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2 \right] + 4\eta_{1,1}(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})(\eta_{2,1} + \eta_{0,3}) \quad (4-6)$$

$$\phi_7 = (3\eta_{2,1} - \eta_{0,3})(\eta_{3,0} + \eta_{1,2}) \left[(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - 3(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2 \right] + (3\eta_{1,2} - \eta_{3,0})(\eta_{2,1} + \eta_{0,3}) \left[3(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2 \right] \quad (4-7)$$

針對中心矩因為遠離質心的雜訊可能輕易的影響靠近質心的資訊，我們引進一個加權函數，進一步改寫中心矩如下[8]。

$$\mu_{k,l} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(x, y) \left(x - \frac{m_{10}^*}{m_{00}^*}\right)^k \left(y - \frac{m_{01}^*}{m_{00}^*}\right)^l b(x, y) \quad (6)$$

其中

$$m_{kj}^* = \sum_{x,y} F(x, y) x^k y^j \quad (7)$$

$$F(x, y) = \frac{1}{1 + \alpha^2((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2)} \quad (8)$$

而 α 為可調的加權值

3.2 類神經網路分類

類神經網路是一種模擬生物神經所建構的資訊處理系統，具有學習、推理和回想的功能。

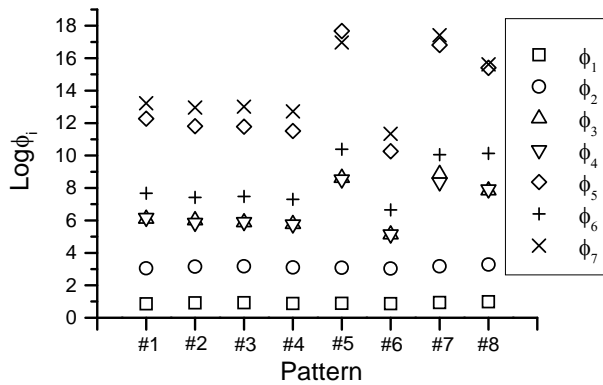
類神經網路的神經元模型，可視為具多輸入及單輸出的資訊處理單元。神經元間以加權值相互連結而構成網路，大致上可分為輸入、隱藏及輸出三層。在輸入層輸入多組的資訊，經過多次的學習訓練，修正每個神經元間的加權值，直到每個輸入都能正確的對應到所需要的輸出。其中在隱藏層中我們使用的轉移函數為

$$f = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (9)$$

在圖形識別的應用上，使用監督式的學習網路在圖樣的分類上有很好的效果。倒傳遞學習法為監督式學習法的一種，利用梯度最陡坡降法，能逐步修正網路內部的權值使得誤差函數達到最小化。

假設 T_i 為輸出層第 i 個神經元的預期輸出， Y_i 為輸出層第 i 個神經元的實際輸出，那麼誤差函數可表示如下

$$E = \frac{1}{2} \sum (Y_i - T_i)^2 \quad (10)$$



圖三 不同網點型態(#1~#8)訓練集在不同旋轉角度下(0度至270度)之不變矩平均值。

四、結果與討論

4.1 未加權之不變矩演算結果

影像分割後之各樣本網點型態經萃取其不變矩特徵值，可歸納出各樣本影像在不同旋轉角度之類群訓練集。圖三所示為各種不同製程型態訓練集在不同旋轉角度下之不變矩平均特徵值。結果顯示第三至第七個不變矩較易隨型態變化而改變，尤以型態5-8最為明顯。推測型態5~8除了網點均勻性不同外，主要為不同的製程來源故型態較易區分出來。另型態1~4因製程來源皆為印刷式故較不易區分，須進一步由訓練集之共變異數來判別。

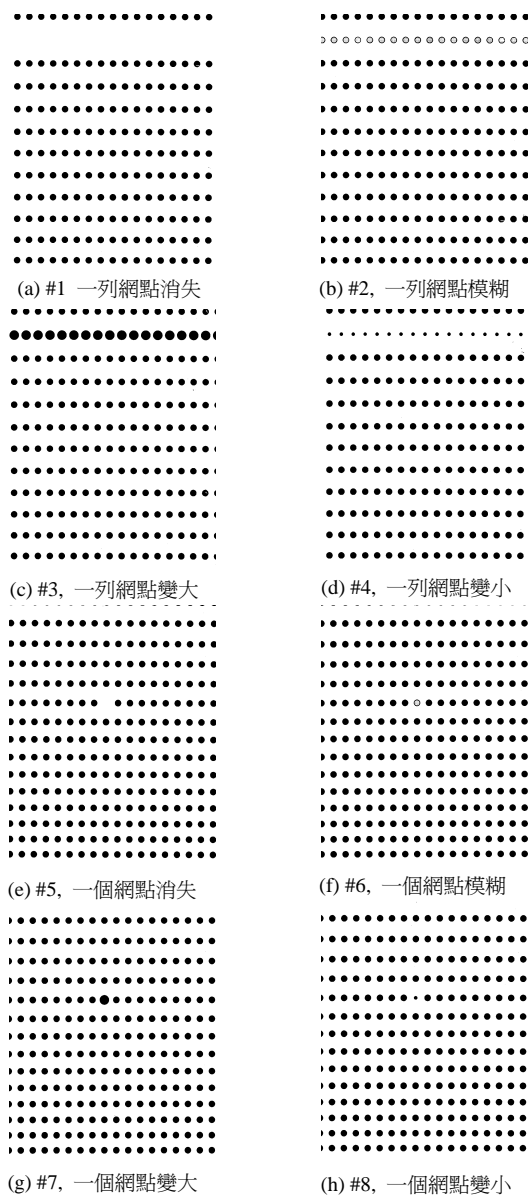
4.2 未加權不變矩結合貝式分類之檢測

因目前印刷式製程技術，雖有製程簡單之優點，但因網點的油墨黏度不易控制，會產生網點大小不一、模糊或消失之瑕疵。本研究以鴻海精機印刷式均一非均勻分佈網點為例，以影像分割後於CAD軟體作影像增強重建時，設計八種瑕疵型態的影像，如一系列網點消失、一系列網點模糊、一系列網點變大50%、一系列網點縮小50%以及一個網點消失、一個網點模糊、一個網點變大50%、一個網點縮小50%共八種影像樣本，如圖四所示。

表一、二所示為待判別瑕疵型態以變化 ± 30 、 ± 60 角度，影像尺度變化為五種不同信號從1、1/4、1/16、1/64以及1/256，所顯示之辨識率相對特徵值個數，其中訓練集尺度每次運算縮小25%，即從尺度1逐漸縮小至尺度1/256。結果顯示四個特徵值以上在尺度一時整體辨識可達80%以上，隨著待判圖形的輸入的尺度逐漸縮小，辨識率也逐步下降。而且隨著形狀因子使用個數的減少，辨識率也同時下降。如表一中使用兩個不變矩當形狀因子，同樣在尺度一時，辨識率只達60%。

4.3 加權不變矩結合類神經網路之檢測

進一步利用加權函數，調整 α 值來產生加權後的不變矩作為形狀因子。同樣輸入變化 ± 30 、 ± 60 角度時個別取得的不變矩作為輸入層，並設定各自相對應



圖四 以鴻海精機印刷式均一非均勻分佈網點型態，經影像分割後於影像增強重建時設計八種瑕疵型態的影像樣本。

的輸出層，利用倒傳遞法的類神經網路來做分類檢測。結果顯示在樣本數 24，使用單一不變矩當形狀因子，整體辨識率達 86%以上，且跟尺度變化和角度變化無關。特定的瑕疵型態，如一系列網點模糊，其個別辨識率有 100%良好分類結果。表三所示為在不同加權 α 值下，八種瑕疵型態的辨識率。

表一 以兩個不變矩作為形狀描述因子，在不同尺度下的辨識結果

Pattern	Scale-1	1/4	1/16	1/64	1/256	Total
#1	65%	60%	45%	50%	25%	49%
#2	80%	60%	40%	40%	50%	54%
#3	100%	100%	100%	70%	40%	82%
#4	90%	95%	60%	55%	30%	66%
#5	50%	50%	60%	35%	25%	44%
#6	30%	25%	50%	35%	40%	36%
#7	30%	65%	50%	70%	30%	49%
#8	40%	55%	50%	45%	40%	46%
Tatol	60.6%	63.8%	56.9%	50%	35%	

表二 以四個不變矩作為形狀描述因子，在不同尺度下的辨識結果

Pattern	Scale-1	1/4	1/16	1/64	1/256	Total
#1	95%	60%	90%	75%	45%	73%
#2	100%	80%	90%	50%	70%	80%
#3	80%	80%	60%	75%	65%	72%
#4	100%	80%	70%	80%	50%	76%
#5	80%	50%	80%	65%	45%	64%
#6	80%	80%	70%	80%	70%	76%
#7	100%	60%	60%	85%	40%	69%
#8	90%	60%	60%	60%	50%	64%
Total	80.6%	68.8%	72.5%	72.5%	54.4%	

表三 不同權重之不變矩結合類神經網路在樣本數 24 及單一網點形狀因子下分類之辨識結果

	$\alpha=1$	2	3	4
#1	89.8%	89.8%	89.3%	85.9%
#2	100%	100%	100%	100%
#3	89.2%	86.9%	85.1%	82.7%
#4	88.6%	87.5%	86.3%	85.1%
#5	81.5%	81.5%	82.1%	81.5%
#6	79.8%	79.7%	79.8%	79.8%
#7	86.3%	86.9%	86.9%	86.3%
#8	80.9%	81.5%	82.1%	81%

五、結論

本研究提出類神經網路結合加權不變矩演算的方式作 LCD 導光板瑕疵網點微結構的分類，探討印刷式網點在不同幾何大小、排列方式、模糊以及消失時之檢測。經由不同辨識參數輸入之演算程序，找出可辨識之單一網點描述因子，其特性不受檢測影像旋轉角度影響，經結合類神經網路分類演算下，以達成 LCD 導光板智慧型檢測之目的。結果顯示以加權後之不變矩當形狀因子，不變矩各數可由未加權前的四個形狀因子，減至單一形狀因子；且不隨影像檢測角度以及尺度的變化而改變辨識結果，整體辨識率可達 86% 以上，其中在一列網點模糊型態辨識率為 100%。

參考文獻

- [1] Fukushima, K., "Neocognitron of A New Version: Handwritten Digit Recognition" *Artificial Neural Networks-Icann 2001, Proceedings Lecture Notes In Computer Science*, Vol. 2130, pp. 987-992 (2001).
- [2] Haddadnia, J., Faez, K., and Ahmadi, M., "An Efficient Human Face Recognition System Using Pseudo Zernike Moment Invariant and Radial Basis Function Neural Network," *International Journal of Pattern Recognition And Artificial Intelligence*, Vol. 17, No. 1, pp. 41-62 (2003).
- [3] Hu, M.K., "Visual Pattern Recognition by Moment Invariants," *IRE Trans. Info. Theory*, Vol. 8, pp. 179-187 (1962).
- [4] Salah A.A, Alpaydin, E., and Akarun, L., "A Selective Attention-Based Method for Visual Pattern Recognition with Application to Handwritten Digit Recognition and Face Recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 3, pp. 420-425 (2002).
- [5] Shioyama, T., Wu, H.Y., Nakamura, N., and Kitawaki, S., "Measurement of The Length of Pedestrian Crossings and Detection of Traffic Lights From Image Data," *Measurement Science & Technology*, Vol. 13, No. 9, pp. 1450-1457 (2002).
- [6] Yang, G.Z., Dempere-Marco, L., Hu, X.P., and Rowe, A., "Visual Search: Psychophysical Models and Practical Applications," *Image and Vision Computing*, Vol. 20, No. 4, pp. 273-287 (2002).
- [7] Zhang Y.N., Leung, Y., and Zhao, R.C., "A New Method for Image Recognition," *Chinese Journal of Electronics*, Vol. 11, No. 3, pp. 318-321 (2002).
- [8] Ivar Balslev, Kasper Düring, Ren_e Dencker Eriksen "Weighted central moments in pattern recognition" *Pattern Recognition Letters* 21 (2000) pp. 381-384