# 應用獨立成份分析於 TFT-LCD 瑕疵檢測

陳響亮 楊晉欽 教授 研究生 國立成功大學製造工程所 國立成功大學製造工程所 slchen@mail.ncku.edu.tw P9694102@mail.ncku.edu.tw

### 摘要

一般於瑕疵檢測上,影像灰階分佈中如無明顯的背景與物體之分佈,將會使得影像分割難度提 高。因此本研究透過獨立成份分析(Independent Component Analysis, ICA)找到瑕疵區域,後續再對瑕 疵區域進行分析,避免多餘背景所造成之干擾 實驗影像以 TFT-LCD 群輝點(Micro-Dot Defect)及 Mura 瑕疵為例,其中 Mura 檢測過程中,亦加入中值濾波及高通濾波以濾除雜訊及增強 Mura 瑕疵灰階分 佈,整合取像及 ICA 方法發展,達成離線學習及線上檢測。

關鍵字:TFT-LCD、獨立成份分析、群輝點、Mura

### 壹、前言

假使 TFT-LCD 有瑕疵存在的話,皆會影響顯示品質,而長時間的人工檢測也會消耗大量眼力及 精神,進而影響檢測效率。因此本研究以獨立成份分析針對 LCD 面板上瑕疵進行檢驗,導入機器視 覺取代人工檢測方式的不便。獨立成份分析近幾年也已應用於影像處理上,如人臉辨識,影像紋路分 割及瑕疵檢測等。C.J.Lu 2005[1],以獨立成份分析法對 TFT-LCD 面板進行瑕疵檢測,利用獨立成份 分析將面板影像分離成獨立成份及反混合矩陣,每一個獨立成份皆可用來描述影像之特徵,將變動範 圍大之獨立成份所相對應之反混合矩陣之列向量,以較平滑之反混合矩陣之列向量來取代,修正舊的 反混合矩陣以產生新的反混合矩陣,利用新的反混合矩陣與待測影像進行重建,即可濾除 LCD 背景 影像且找到瑕疵發生區域。R.Jenssen[2],2003 利用獨立成份分析設計濾波器以分割紋路,訓練紋路 影像以行向量方式排列,藉由求得反轉換矩陣 W 即可求得混合矩陣 A=W<sup>1</sup>,其中混合矩陣中的每個行 向量重新排列成二維矩陣,組成濾波器之基底函數,其基底函數可用來描述訓練紋路影像之每個方向 紋路。本研究則應用獨立成份分析於 LCD 面板之瑕疵檢測,藉由無瑕疵及瑕疵影像之獨立成份係數 向量之差異性作為判別瑕疵法則。如 A.L.Amet,1998[3]應用小波轉換於紋路瑕疵檢測上,將紋路影 像分割為無重疊之子影像並以無瑕疵影像作為訓練樣本,透過 Mahalanobis distance 分辨無瑕疵及瑕疵 之小波係數向量的差異性作為瑕疵判別法則。

本研究實驗對象主要以 TFT-LCD 群輝點(Experiment I)及 MURA(Experiment II)瑕疵為例 圖 1為 TFT-LCD 群輝點瑕疵影像,面板表面具有彩色濾光片所組成之紋路特徵且此張影像具有明顯及不明顯 之點瑕疵,根據業界定義歸類為大於 0.2mm 稱為點瑕疵,小於 0.2mm 且成群聚性分佈稱為群輝點瑕 疵。圖 2 則為低對比度之 MURA 瑕疵影像,此張影像中可看出左上方有一明顯之月形 Mura 瑕疵, 其中 MURA 檢測與群輝點瑕疵檢測較不同的地方是 MURA 屬於灰度不均,與背景灰度相異且人眼應 可辨識的瑕疵,因此檢測過程中須加入 MURA 評價方式,以人眼辨識程度(JND)作為辨識 MURA 之 依據。根據國際半導體設備和材料協會(SEMI) 定義之 SEMU 指標值進行評價方式[4],如(1)式。依據 圖 3 所劃分之目標(Object)與背景(Object-background)區域之亮度關係,計算目標(Object)與背景 (Object-background)之平均灰階,分別表示為 I<sub>o</sub>及 I<sub>bo</sub> SEMU 值訂定則可依欲辨識 Mura 對比度之閥值 來定義。



圖 1 群輝點瑕疵影像,影像大小為 1200×1600



圖 2 Mura 瑕疵影像,影像大小為 1200×1600

SEMU = 
$$\frac{|C_x|}{C_{jnd}} = \frac{|I_o - I_b|}{\frac{1.97}{S^{0.33}} + 0.72}$$
 (1)

Io: MURA 目標區域之平均亮度(Object brightness)

*I*<sub>b</sub>:背景平均亮度(Object-background brightness)

S:估計 MURA 發生區域面積大小,單位 pixel

 $C_x$ : MURA 平均對比,單位%,相對應於背景 100%



圖 3 Mura 評價示意圖

#### 一、理論說明

假設 x 為我們觀察之隨機變數, ICA model 可視為原始訊號 s 與權係數  $a_{ij}$  之線性結合得到隨 機向量變數 x, 如(2)式。由於 s 為不可直接觀察得到之變數,亦稱為潛在變數(latten variables), 在 ICA model 裡,通常是假設 s 為統計獨立的,於混合矩陣  $A=[a_{ij}]$ 亦為未知的情況下,獨立成份 分析即在原始訊號 s 未知的情況下,透過一個正交轉換矩陣(de-mixing matrix)W用來轉換隨機變 數 x,進而找到獨立成份 y,如(3)式。當  $W^{1}=A$ 時, y即可被用來估測 s。

$$x = As = \sum_{i=1}^{n} a_i s_i \tag{2}$$

$$y = Wx \tag{3}$$

 $a_i$ 為 $n \times n$ 矩陣 A 之行向量,  $s_i$ 為潛在變數 s 之列向量

在進行獨立成份分析前,首先須透過兩個步驟來移除資料間的相關性作為預處理動作,此一動作可替我們簡化 ICA 的複雜度。首先藉由置中(Centering)相減其平均值,得到零平均值向量矩陣,如(4)式。下一步驟即可透過 PCA 來完成白化(Whitening)動作以移除資料間的相關性並得到 零平均值及變異數為1之向量,如(5)式。其中D為x之共變異數矩陣的特徵值對角矩陣,E為相 對應之特徵向量。

$$x = x - E[x] \tag{4}$$

$$z = V_{PCA} x, V_{PCA} = D^{-1/2} E^{T}$$
(5)

接下來透過 ICA 估測出獨立成份。由於須先對資料做相關預處理動作,因此(3)式可變為

$$y = Wz = WD^{-1/2}E^T x \tag{6}$$

而 ICA 的目的即在找到一個正交轉換矩陣 W,使得估測的獨立成份彼此間的相依性降到最低,以便分離出獨立成份。本研究以 Hyvarinen 提出之 FastICA[5] 演算法則,基於一個合適點的

疊代來找到 w<sup>T</sup>z 非高斯最大化發生處,即找到獨立成份。其實驗步驟如下:

#### 二、檢測方法與步驟

檢測對象主要針對 TFT-LCD 面板上具有規律紋路或均勻背景特徵之瑕疵檢測,研究架構主 要分為訓練及偵測階段,步驟流程詳述如下:

- (1) ICA training
- 首先輸入一張無瑕疵背景影像,並從中選取 k 張 n×n大小之子影像做為訓練樣本,且每張 子影像皆由二維矩陣轉換至一維行向量,則子影像之向量矩陣 x=[x<sub>1</sub> x<sub>2</sub> x<sub>k</sub>]為, x<sub>i</sub>為 n<sup>2</sup>×1 大小, i=1, 2, ..., k。
- 2. 透過置中(Centering)及白化(Whitening)預處理動作,以得到零關聯性之樣本資料,如式(4)及 式(5)。其中 E[x]為各個行向量樣本之平均值所組成之矩陣,藉由樣本資料相減個別之平均 值完成置中處理。D 與 E 維度分別為n<sup>2</sup>×n<sup>2</sup> 與n<sup>2</sup>×n<sup>2</sup>,矩陣 E 的行向量為共變異數矩陣 [(x-E[x])(x-E[x])<sup>T</sup>]之特徵向量,D 為特徵向量相對應之特徵值,可藉由特徵值與特徵向量降 階資料的維度以減少處理量。假設降階後,維度 m 即可表示約 90%資料,則透過式(6)即可 求得獨立成份,其中變數維度分別為W<sub>mxm</sub>、D<sub>mxm</sub>、(E<sup>T</sup>)<sub>mun<sup>2</sup></sub>
- 3. 隨機選取初始向量 w<sub>p</sub>, w<sub>p</sub>為 W 之列向量, p=1, 2, ..., m。
- 4. ICA 疊代演算法則採用 FastICA[5],計算每一個隨機向量  $w_p$  直至收斂完止,如下式。其中 t 表示為疊代次數,  $g(y) = tanh(a_1 y)$ ,且  $a_1=1$ 。

$$w_{p}(t+1) = E\{zg(w_{p}(t)^{T}z) - g'(w_{p}(t)^{T}z)w_{p}(t)\}$$
(7)

- 5. 假如  $w_p(t+1)$ 與  $w_p(t)$ 收斂在相同方向,即 $|w_p(t) \cdot w_p(t+1)| = 1$ ,則為收斂,否則回到步驟 4, 直至收斂為止。
- 6. 為了避免  $w_p$  會收斂在同一個地方,每個  $w_p$  皆須使用正交化法(Orthogonalization)

$$w_p = w_p - \sum_{j=1}^{m-1} (w_p^T w_j) w_j$$
避免此情形發生,且經由正規化動作 $w_p = \frac{w_p}{\|w_p\|}$ 。

7. 求得獨立成份 y=Wz 與反混合矩陣並計算獨立成份之平均向量表示為  $y_{mean} = \sum_{p=1}^{m} y_{p}$ 

### (2) ICA Detection

在 ICA 訓練階段過程中所獲得之獨立成份可代表背景之區域特徵,而正交轉換矩陣 *W<sub>mxm</sub>*則 可與待測影像進行運算以獲得待測影像之獨立成份,如(6)式。瑕疵區域判別則以獨立成份係數向 量之空間距離做為判別依據[3,6],若以空間中的向量來表示,同性質的向量距離較接近,則可視 為正常區域;而距離較遠的,則視為瑕疵可能發生區域。偵測步驟如下:

- 1. 將待測影像分割為*n×n*大小之子影像,假設共1張。每張子影像轉換為*n<sup>2</sup>×*1之行向量。
- 利用於訓練階段過程中所獲得之反混合矩陣與子影像行向量進行相乘,求得待測影像之獨 立成份,可獲得共 / 組獨立成份,表示為

$$y_i = WD^{-1/2}E^T x_i, \quad i = 1, 2, ...,l$$
 (8)

- 3. 計算平均向量  $y_{mean}$  與待測影像之獨立成份  $y_i$ 之空間距離,表示為  $d_i = \sqrt{(y_{mean} - y_i)^T (y_{mean} - y_i)}, i = 1, 2, ...,l$ ,並由小至大排序。
- 4. 計算空間距離之四分位數(quartile)範圍  $Q_1$ 、 $Q_3$ ,將 k 筆空間距離資料由小至大排序,並分 成四等分,其中四分位差(quartile deviation, Q.D.)為  $Q.D.=Q_3-Q_1$
- 5. 決定空間距離閥值  $T_d=D_{median}+\eta Q.D.$ ,其中  $D_{median}$ 為空間距離之平均值, $\eta$ 為實驗數據,可 藉由實驗得到最佳數值。假使  $d_i$ 大於閥值  $T_d$ ,則為瑕疵區域,否則為正常區域。

### 參、研究成果

#### 一、實驗 I

獨立成份分析使用無瑕疵影像作為訓練樣本,實際拍攝影像大小為1200×1600,從無瑕疵 影像中選取 100 張大小為16×16之子影像作為訓練樣本,以*x* = [*x*<sub>1</sub> *x*<sub>2</sub> K *x*<sub>100</sub>]<sub>16×1600</sub> 表示,每張子 影像皆由二維矩陣轉換為一維行向量,則*x* 變為256×100 大小之向量矩陣,經由預處理並降階 維度至46×100 以減少處理量。由上述 ICA 訓練過程,可獲得獨立成份平均向量 *y<sub>mean</sub>*及轉換矩 陣*W*。下一部份於 ICA 偵測過程中,同樣地,將1200×1600 待測影像分割為16×16大小之子影 像,利用於 ICA 訓練過程中所獲得之轉換矩陣 *W* 與待測子影像進行運算,求得每張待測子影像 之獨立成份 *y<sub>i</sub>*,如圖 4 列出無瑕疵獨立成份平均向量 *y<sub>mean</sub>*及其中 3 組瑕疵區域之獨立成份向量 長條圖。由圖 4 比較可看出瑕疵區域之獨立成份長條圖分佈會異常偏高,相對地,正常背景區 域則會趨近於 y<sub>mean</sub>。圖 5 為藉由空間距離之比較所檢出之瑕疵區域。於影像分割中,我們僅對 ICA 判別為瑕疵區域進行分析,計算其灰階分佈並進行閥值切割,圖 6 則為二值影像,共分割 出 12 點瑕疵。



圖 4 無瑕疵及瑕疵之獨立成份係數向量長條圖



圖 5 白色框框(大小為 16x16)為 ICA 判別為瑕疵之區域, η 設定為 2.2 及影像大小為 1200x1600



圖 6 為圖 5 於 η 為 2.2 之二值影像,影像大小為 1200×1600

上述訓練參數設定為樣本大小 16×16,數量為 100 張, η 為 2.2 為實驗最佳數據。為了評估 方法的可行性,另外以分辨標準量測法與 ICA 機器視覺檢測方式對多張影像進行分析,並評估 結果,如表 1。由表 1 實驗結果可得知獨立成份分析應用於 TFT-LCD 群輝點之檢測較一般直接 以閥直切割影像背景與目標成效更好,主要原因為群輝點於整張影像灰階分佈中不如背景像素來 得明顯,所佔比例極小,因此影像灰階分佈中並無明顯之背景與物體之灰階分佈,而 ICA 檢測 方式可先偵測到瑕疵發生區域,避開多餘背景等干擾因素,因此可正確分割出瑕疵。

# of Experimental images	The number of defects			Inspection accuracy (%)	
	ICA	Discriminant Criteria Method	Human vision inspection	ICA	Discriminant Criteria Method
#1	6	0	6	100	0
#2	17	8	17	100	47.05
#3	1	0	1	100	0
#4	3	1	3	100	33.33
#5	4	2	4	100	50

表 1 ICA、一般閥值及人眼視覺檢測比較

#### 二、實驗 II

由於 MURA 影像之背景無複雜紋路結構,僅有背景亮度資訊,使得背景可能因取像環境或

CCD 溫度等因素而容易出現白或黑像素的脈衝雜訊,因此為了使 ICA 能夠有較好的訓練能力, 背景影像須先經過中值濾波以濾除雜訊,再透過獨立成份分析訓練及偵測瑕疵區域。訓練過程 中,首先從背景影像中選取 100 張 40×40 大小之子影像做為訓練樣本,每張子影像皆由二維矩 陣轉換至一維行向量排列,以  $x=[x_1 \ x_2 \ ...x_{100}]_{1600\times100}$ 表示, $x_i$ 為 1600×1 大小之行向量,i=1, 2,...,100。實驗影像如圖 7,經由 ICA 判別為瑕疵區域如圖 8。

為了能夠順利分割瑕疵,使用高通濾波增強瑕疵區域使 MURA 灰階分佈明顯,閥值方法則 採取分辨標準量測法(Discriminant Criteria Method)[7]分割瑕疵區域影像,並使用半徑為2像素之 方形結構元素對二值影像進行侵蝕及膨脹處理以消除多餘雜訊點並填補瑕疵間隙,並加入 Mura 評價方式。圖 9為 SEMU 值分佈。圖 10 為將 SEMU 值訂為大於 5.5 時所找出之 MURA 瑕疵, 並以方形區域框選表示。圖 11 為檢出之 Mura 瑕疵對應於原始瑕疵影像位置。



圖 7 兩張實際 Mura 瑕疵影像,影像大小皆為 1200×1600,表示為#1 及#2



圖 8 白色框框(大小為 40x40)為 ICA 判別為瑕疵之區域,影像大小皆為 1200x1600



圖 9 候選 Mura 之 SEMU 值分佈圖。



圖 10 為圖 8 之二值影像, 白色邊線框框為 SEMU > 5 之 Mura 瑕疵



圖 11 Mura 瑕疵相對應於原始影像位置之比較,以紅色區域範圍表示

# 肆、結論與建議

本研究實現獨立成份分析於 TFT-LCD 群輝點及 Mura 瑕疵檢測,歸納以下結論:

- ICA 實驗參數有樣本視窗大小、樣本數量及 eta 值之選取,由於參數設定會影響實驗成效,因此須 透過實驗評估最佳數據。如愈小的視窗無法描述背景區域特徵;愈大的視窗則瑕疵偵測效果降低。 樣本數量過多將訓練過度而浪費時間;樣本數量過少則訓練結果變差。而 eta 參數設定則可用來降 低誤判率。
- 以群輝點檢測為例,由於瑕疵總像素比例無整張背景影像像素來的高,因此影像灰階分佈並無明 顯的雙波峰位置,以致於影像分割不易。因此本研究透過 ICA 找到瑕疵區域,後續再單獨對瑕疵 區域進行分析,以避免多餘背景及雜訊影響。
- 以 MURA 檢測為例,獨立成份分析除了對表面具有規律紋路之瑕疵檢測具有成效外,實際應用於 灰度不均之 Mura 檢測亦有不錯的效果,其中 SEMU 評價方式亦取決於欲辨識 Mura 對比度之高低 值。

# 伍、誌謝

感謝國科會 NSC 95-2221-E-006-400 贊助本計畫, 使其得以順利完成。

### 陸、參考文獻

- C. J. Lu (2004). Automatic defect inspection for patterned TFT-LCD panel surfaces using singular values decomposition and independent component analysis, *Department of Industrial Engineering and Management*, Yuan Ze University.
- [2] R. Jenssen and T. Eltoft, (2003). Independent component analysis for texture segmentation, *Pattern Recognition*. 10, 2301-2315.
- [3] A. L. Amet, A. Ertuzun, and A. Ercil, (1998). Texture defect detection using subband domain co-occurrencematrices, *Image Analysis and Interpretation, 1998 IEEE Southwest Symposium on.* 205-210.
- [4] (2002). New standard: Definition of measurement index (SEMU) for luminance Mura in FPD image quality inspection, *Semiconductor Equipment and Materials International* (SEMI) standard. 4113, 242-249.
- [5] A. Hyvarinen, (1999). Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis, *Neural Networks, IEEE Transactions on*. 10(3), 626-634.
- [6] O. G. Sezer, A. Ertuzun, and A. Ercil, (2004). Independent Component Analysis for Texture Defect Detection, *Pattern Recognition and Image Analysis*. 14(2), 303-307.
- [7] N. Otsu, (1979). A threshold selection method from gray level, IEEE Transactions on

Systems, Man, and Cybernetics. 9(1), 62-66.