

# 小尺寸 TFT-LCD 電路缺陷偵測與辨識技術

Circuit Defect Detection and Identification in Small-size TFT-LCDs

溫莉妍 周逸欣 夏采彤 楊采蓮 曹苓慈 楊漢澤 賈叢林

Li-Yen Yi-Hsin Tsai-Tung Tsai-Lien Chin-Tzu Han-Tze Tsorng-Lin  
Wen Chou Hsia Yang Tsao Yang Chia

銘傳大學人工智慧應用學系

Department of Applied Artificial Intelligence

## 摘要

TFT-LCD 顯示器電路瑕疵偵測與辨識面臨的挑戰，主要源於瑕疵的多樣性和微觀尺度。本研究針對小尺寸 TFT-LCD 顯示器電路，提出了一套綜合解決方案以應對這些挑戰。首先，應用影像疊加、聯通物件標籤和形態學等影像處理技術，有效地實現了電路範圍內多個非電路物件的自動識別與隔離，從而為更精確的瑕疵偵測奠定了基礎。進一步地，將瑕疵分為宏觀與微觀兩大類，並採用不同的模式進行偵測與分類。在宏觀瑕疵和微觀瑕疵的辨識上，採用了預訓練集成網路方法，利用從製造商生產線獲取的真實數據來提取精確的資訊。這種方法不僅提高了對新型瑕疵的識別能力，同時也提升了系統的靈活性與準確性。面對只能獲得少量樣本特徵影像的情況，應用模擬生成瑕疵和 SMOTE 演算法來處理正常電路與包含瑕疵樣本之間的不平衡問題。經由實驗驗證，本研究所提出的方法能提高 TFT-LCD 電路瑕疵偵測與辨識的效率和準確性。

關鍵詞：瑕疵偵測、瑕疵辨識、微觀瑕疵、小尺寸 TFT-LCD 電路

## Abstract

The challenges of defect detection and identification in TFT-LCD circuits primarily stem from the diversity and microscopic scale of the defects. This study presents a comprehensive solution targeting small-sized TFT-LCD circuits to address these challenges. Initially, image processing techniques such as image overlay, connected object labeling, and morphological operations were employed to effectively achieve automatic identification and isolation of multiple non-circuit objects within the circuit area. This laid the foundation for more precise defect detection. Furthermore, this study categorizes defects into two main types: macroscopic and microscopic. Different detection and classification models were adopted for each type. A pre-trained ensemble network approach was utilized to identify macroscopic and microscopic defects, leveraging real-world data from manufacturing production lines to extract

accurate information. This approach improved the recognition capabilities for novel defect types and enhanced the system's flexibility and accuracy. This study applied simulated defect generation and the SMOTE algorithm to address imbalanced data between standard circuit samples and defective samples, particularly when only a limited number of defective sample images are available. These methods effectively resolved the imbalance problem. In summary, the proposed methods in this study significantly improved the efficiency and accuracy of defect detection and identification in TFT-LCD circuits. They also provide valuable insights and references for future research in this field.

**Keywords:** defect detection, defect identification, microscopic defects, small-sized TFT-LCD circuits

## 1. 研究動機

在現代顯示技術製造領域中，TFT-LCD顯示器電路瑕疵的偵測與分類具有極其重要的地位。首先，這是一種關鍵的品質控制手段，它確保TFT-LCD顯示器能夠達到高品質的標準。在生產過程中，瑕疵的偵測與分類能夠及時識別並排除不合格品，從而保障了最終產品的品質。此外，有效的瑕疵偵測不僅有助於減少因品質問題而產生的退貨和廢品，從而降低生產成本，而且還能提升客戶的滿意度，對於品牌形象和市場競爭力的提升也具有顯著的正面效應。

TFT-LCD顯示器的應用範圍極為廣泛，根據其尺寸可以分為小尺寸、中尺寸及大尺寸三大類型。小尺寸TFT-LCD顯示器，通常是指對角線長度小於10英寸的顯示器；這類顯示器主要被應用於手持和攜帶式設備，例如智慧手機、可穿戴設備和數位相機等。中尺寸TFT-LCD顯示器的對角線長度一般介於10英寸到30英寸之間；它們經常被使用於個人電腦、筆記型電腦、小型電視和車載顯示系統等領域。至於大尺寸TFT-LCD顯示器，則是指對角線長度超過30英寸的顯示器；這一類型的顯示器主要用於大型電視、公共顯示屏幕以及專業級顯示器，如會議室或廣告用顯示器等。根據歷年的統計數據，這三種尺寸類型的顯示器在產能與應用範圍上均維持了一定的市場占比，保持著各自製造產業的高需求。特別是小尺寸顯示器，由於較早形成產業鏈，在生產技術上較為成熟。然而，在引入新型生產技術和瑕疵檢測技術方面，進展相對較為緩慢和落後。本研究旨在針對小尺寸TFT-LCD顯示器電路瑕疵，提出更為有效的檢測與辨識技術，以降低誤判率，進而提升產品的整體價值。

TFT-LCD顯示器電路瑕疵偵測與辨識是一項具有高度挑戰性的工作。首先，這些瑕疵的類型相當多樣，依照單張感測影像能被觀察的程度，大致可劃分為宏觀瑕疵和微觀瑕疵兩大類[1, 2]。宏觀瑕疵主要包括那些能夠輕易被肉眼察覺的瑕疵，如Mura(光亮不均勻)、光洩漏、閃頻等；而像素點發光不良、黑白光點及刮痕、灰塵微粒等由於其尺寸較小，則被劃分為微觀瑕疵。然而，大多數關於TFT-LCD顯示器電路瑕疵檢測的研究重點主要集中在宏觀瑕疵上，尤其是Mura[3-5]。另一方面，整個電路影像掃描的像素可能達到數億個，而某些瑕疵僅涉及2-3個像素。因此，一個優質的TFT-LCD顯示器電路瑕疵偵測與辨識系統需要解決瑕疵偵測與辨識的多樣性問題、提升辨識準確性，同時降低計算複雜度，以提高執行速度。

基於以上的論述，本研究將著重於針對小尺寸TFT-LCD顯示器電路的多類型瑕疵偵測與辨識技術研究與開發。相較於中大尺寸的TFT-LCD顯示器電路，小尺寸TFT-LCD顯示器電路在檢測執行上具備以下特色：

- (1) 複雜的影像感測環境：在一個影像感測過程中，可能同時包含多個電路的影像，這意味著檢測影像中可能包括檢測設備的其他組件，而非僅是電路的某一局部區域。
- (2) 高度同質性與規律性：與一般的積體電路(IC)相比，TFT-LCD顯示器電路是由以像素為基礎的大型陣列組成，其具有顯著的同質性和規律性。
- (3) 主動發光的能力：TFT-LCD顯示器能主動發光，因此在檢測時可以通過顯示不同內容來使瑕疵在不同的特徵影像中顯現，這與傳統固定電路的檢測對象存在顯著差異。
- (4) 亮度分布的變化：由於背光或LCD本身的瑕疵，TFT-LCD顯示器可能產生不同的亮度分布，使得瑕疵的成像變化較大。

這些特性意味著對小尺寸TFT-LCD顯示器電路進行瑕疵檢測與分類所需的技術，與用於中大尺寸TFT-LCD顯示器電路的方法存在顯著差異，需要解決不同的技術問題。

## 2. 研究目的

在本研究中，將致力於開發和優化小尺寸 TFT-LCD 電路的瑕疵檢測技術。首先，利用單一攝影機來取得能夠分辨不同類型瑕疵的特徵影像，這對於瑕疵的定位與分類具有重要價值。為了提高檢測精度，將採用影像處理技術來自動偵測和定位小尺寸 TFT-LCD 電路的檢測區域，同時清除目標區域外的環境干擾。

為了更有效地處理瑕疵檢測，本研究引入多重 CNN 網路的集成技術，特別是針對現行和區域型的 Mura 類型瑕疵。這種集成技術能夠實現自動化的高精準瑕疵定位和類型識別，大大提高了檢測的準確性和效率。最後，系統遵循 ISO/TR 9241-310 標準的規範，能對 TFT-LCD 顯示器電路的次像素進行瑕疵類型、位置和數量的全面檢測，確保了檢測結果的可靠性和準確性。透過這些技術的整合，本研究期望能夠為 TFT-LCD 電路的瑕疵檢測提供一個高效、精確的解決方案。

## 3. 簡介

本研究聚焦於小尺寸 TFT-LCD 顯示器電路的瑕疵偵測與辨識，針對現代製造過程中因瑕疵多樣性與微觀挑戰而導致的檢測困難，開發出一套全新的解決方案。整體流程包括以下幾個核心步驟(如圖 1 所示)：

### 3.1 瑕疵分類與特徵影像生成

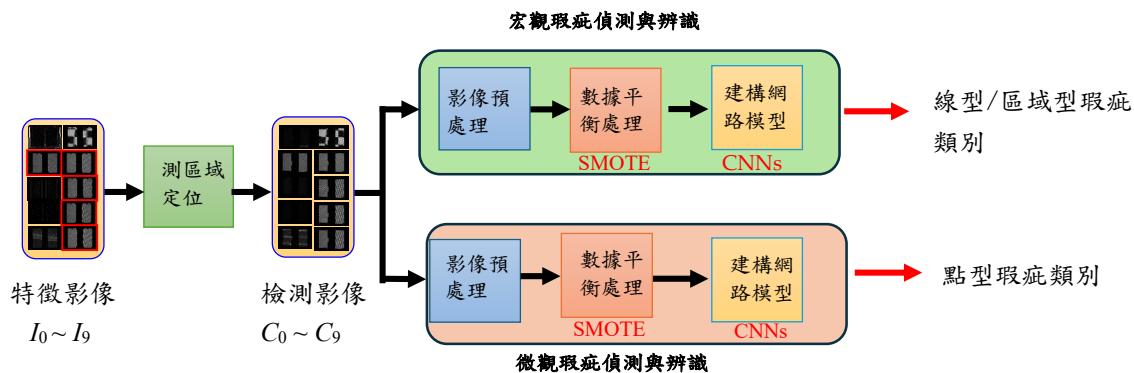


圖 1、整體的瑕疵檢測與辨識流程

首先，本研究將瑕疵分為宏觀與微觀兩大類型。宏觀瑕疵包括線瑕疵和區域型瑕疵，通常可以用肉眼觀察；微觀瑕疵則涉及更細微的像素問題，例如亮度或顏色異常，需透過精密的檢測手段進行辨識。為提升瑕疵檢測的精確性和全面性，本研究設計了多張特徵影像，涵蓋不同顯示條件（如亮度、對比度、顏色設置等，參考圖 2 所示），以突顯各種潛在的瑕疵特徵。例如：

- (1) 紅、綠、藍畫面影像用於顯示單色光下的像素問題。
- (2) 黑畫面與白畫面影像用於檢測發光或不發光的異常點。
- (3) 棋盤格與百葉窗畫面影像則側重於區域型或線型瑕疵的短路現象。

透過這些設計，研究能夠更全面地捕捉不同瑕疵類型的特徵，同時為後續的分類提供豐富的數據基礎。

### 3.2 檢測區域定位

檢測區域定位是整個流程的基石，定位流程如圖 3 所示。由於影像中常包含多個非目標物件（如背景雜訊、驅動電路等），準確分離檢測區域對於提升瑕疵偵測的效率至關重要。為實現這一目標，本研究採用了以下技術：

- (1) 影像疊加處理：選擇具有代表性的特徵影像進行堆疊，強化電路區域的亮度對比。
- (2) 二值化處理：通過設定適當的閾值，將影像分為前景（電路區域）和背景（非目標區域）。
- (3) 形態學操作：應用閉運算技術，填補電路區域內的細小孔洞，同時平滑邊界，確保區域完整性[1]。

最終，生成的遮罩影像用於過濾背景干擾，專注於電路核心區域的檢測，為後續的瑕疵分類

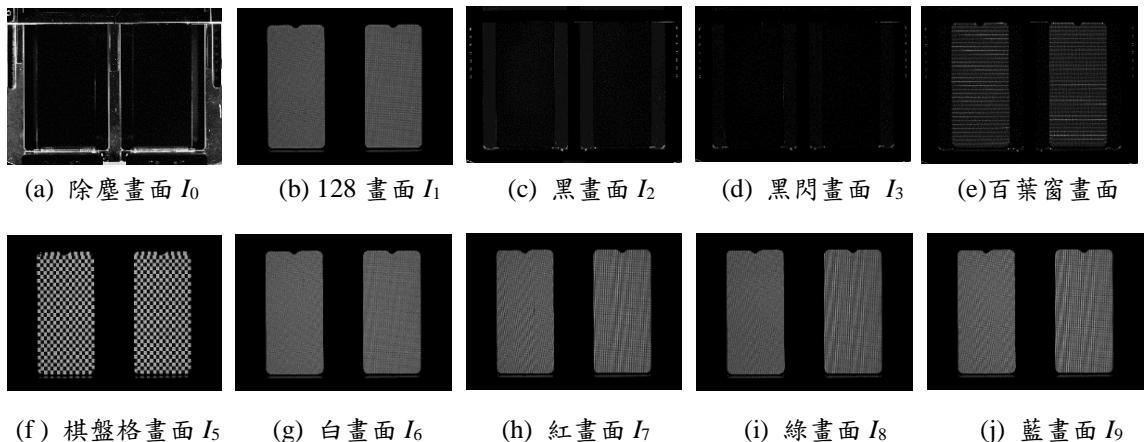


圖 2、每一個檢驗樣本使用的 10 張特徵影像

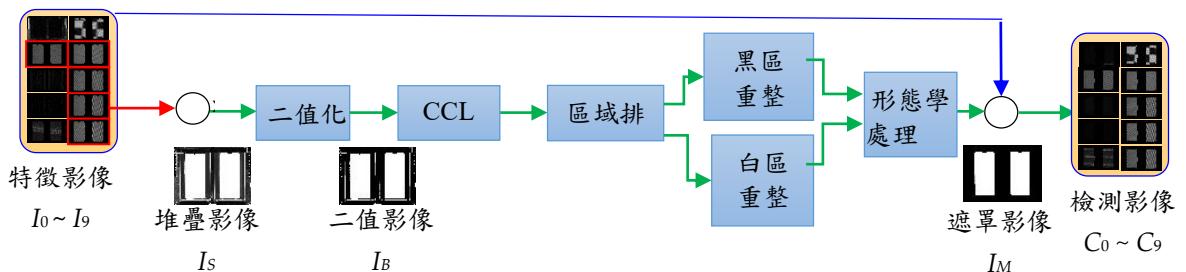


圖 3、檢測區域定位處理流程

奠定基礎。

### 3.3 宏觀瑕疵檢測

宏觀瑕疵分為 6 種類型(如表 1 所示)包括亮線瑕疵、暗線瑕疵及區域型 Mura 瑕疵等[2]，通常涉及超過一個像素點的範圍。針對這些瑕疵，本研究設計了以下處理流程：

- (1) 影像預處理：由於原始影像的尺寸較大（高達 9344×7000 像素），需要將其分割為較小的子影像（如 60×40 像素），以適應深度學習模型的計算能力，並提升訓練效率。
- (2) 數據平衡處理：針對瑕疵數據較少的問題，引入了 SMOTE（合成少數類別過採樣技術），透過生成新的合成樣本平衡數據集。該技術利用現有少數類別樣本之間的距離生成新樣本，避免過度重複原始數據，從而提升模型對少數類別的辨識能力[3]。
- (3) 網路模型構建：本研究採用了 ResNet50V2 作為分類模型，該模型引入殘差結構，有效解決了深層網路中梯度消失問題。通過遷移學習技術，利用大型數據集預訓練模型，並針對特定瑕疵任務進行微調，以提高分類準確性。

最終，模型能夠準確分類宏觀瑕疵，分類準確率達到 99%以上，滿足工業生產的需求。

表 1、宏觀瑕疵分類

編號	類型	瑕疵類型
0	線	正確無瑕疵
1	線	亮線瑕疵
2	區域	暗線瑕疵
3	區域	黑漏光 Mura
4	區域	亮度色彩 Mura
5	區域	線性 Mura

### 3.4 微觀瑕疵檢測

微觀瑕疵檢測涉及更細緻的像素級分類[4] (表 2 所示)，挑戰在於數據樣本的稀缺性和特徵的高度相似性。為此，本研究提出了以下創新解決方案：

模擬數據生成：使用 OpenCV 提供的 goodFeaturesToTrack 函數檢測影像中的顯著特徵點。結合自定義的 generate\_similar\_image 函數，基於特徵點生成具有隨機變化的新影像，模擬不同瑕疵狀況。這些生成的模擬數據不僅擴充了訓練樣本量，還提高了模型對多樣瑕疵的學習能力。

分類模型訓練：採用 ResNet50V2 模型進行像素級分類，並結合交叉熵損失函數和 Adam 優化器進行訓練[5]。為適應 12 類像素狀態的分類需求，調整模型的全連接層結構，並通過數據增強技術進一步提升模型的泛化能力。

該模型最終實現了對微觀瑕疵的高效分類，準確率同樣達到 95%以上。

表 2、9 種不同的像素狀態分類

編號	類型	紅畫面	綠畫面	藍畫面
0	正確無瑕疵	○ ● ●	● ○ ●	● ● ○
1	R 全亮瑕疵	○ ● ●	○ ○ ●	○ ● ○
2	R 半亮瑕疵	● ● ●	● ○ ●	● ● ○
3	R 全暗瑕疵	● ● ●	● ○ ●	● ● ○
4	G 全亮瑕疵	○ ○ ●	● ○ ●	● ○ ○
5	G 半亮瑕疵	○ ● ●	● ● ○	● ○ ○
6	G 全暗瑕疵	○ ● ●	● ● ●	● ● ○
7	B 全亮瑕疵	○ ● ○	● ○ ○	● ● ○
8	B 半亮瑕疵	○ ● ○	● ○ ○	● ● ○
9	B 全暗瑕疵	○ ● ○	● ○ ●	● ● ●

#### 4. 實驗成果

##### 4.1 產生檢測區域的遮罩影像

透過檢測區域定位處理流程(圖 3)，確保了所得到的檢測影像僅包含電路區域，從而有效排除了非目標區域的干擾。原始影像如圖 4(a)所示，僅保留電路區域如圖 4(c)所示。將人工描繪的電路區和遮罩相加並計算出兩者之間的重疊像素數，可以評估遮罩與人工標註區域之間的準確率。實驗顯示對於 10 張特徵影像，電路區域的定位正確率皆達 99.28%以上。這顯示通過這樣的處理，可以更集中地關注電路區域的潛在瑕疵，從而提高檢測的效率和精確度。

##### 4.2 模型訓練與測試

在完成資料平衡後，將人工標記後的數據及相應的圖片導入多個深度學習模型進行訓練。在瑕疵檢測任務中，在實際執行於多個深度學習模型後(如 ResNet50v2、VGG16 以及其他改良型模型)，評估其在識別宏觀與微觀瑕疵的準確性和穩定性的表現，本研究最終選擇了 ResNet50v2。

針對宏觀和微觀瑕疵分別訓練出的兩個模型進行結合，產生出一個可以同時預測這兩類瑕疵的系統。此系統先將輸入的圖像數據依據特定通道數進行拆分(前 7 張圖像用於宏觀瑕疵的預測，後 3 張圖像用於微觀瑕疵的預測，如圖 5 所示)，然後分別將它們導入各自的模型進行推理。



(a) 原始影像

(b) 遮罩影像

(c) 僅包含電路區域的影像

圖 4、檢測區域定位處理的執行結果。

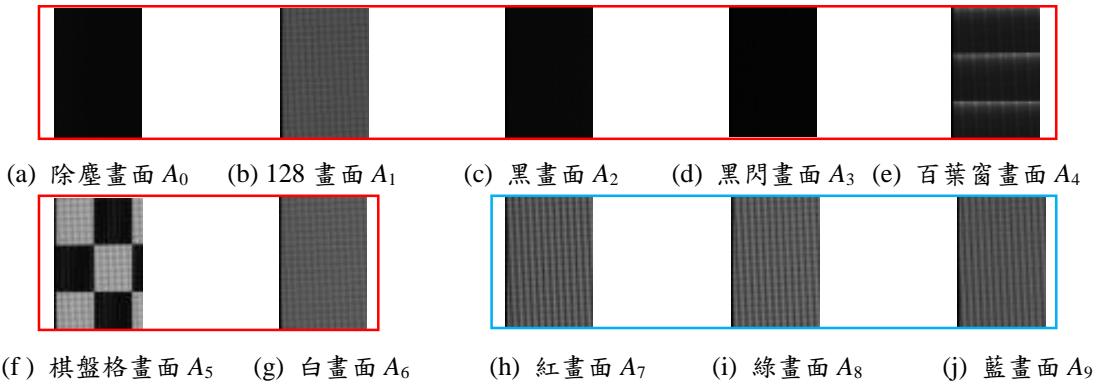


圖 5、10 張特徵影像的瑕疪辨識分配

最終的預測結果將涵蓋圖像中的兩種瑕疪類型，一組圖片檢測時間約為 2 秒。透過對比，計算出宏觀模型的準確率達到 0.9987，如表 3 所示；微觀模型則是 0.9524，如表 4 所示。

表 3、宏觀模型的驗證結果

		人工分類標記				
		0	1	2	3	4
預測類別	0	2,990	0	2	0	0
	1	0	11	0	0	0
	2	1	0	6	0	0
	3	0	0	0	0	0
	4	0	0	0	0	0
	5	0	0	0	0	0

表 4、微觀模型的驗證結果

		人工分類標記									
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
預測類別	0	4,398	2	6	5	9	13	8	5	5	16
	1	1	24	0	0	0	1	0	2	2	0
	2	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0
	3	3	0	0	8	0	2	1	0	0	0
	4	0	0	0	0	16	0	1	0	0	1
	5	0	0	0	0	0	24	1	0	1	0
	6	2	1	0	0	9	5	23	0	0	0
	7	3	2	0	0	2	1	4	21	0	0
	8	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0
	9	1	0	0	0	0	1	0	0	0	27

## 5. 結論 (Conclusions)

本研究針對小尺寸 TFT-LCD 顯示器電路的瑕疪偵測與辨識問題，提出了一套高效、精準的技術解決方案。研究成果主要體現在以下幾個方面：

- (1) 突破傳統限制，提升檢測準確性：通過引入深度學習技術，成功應對了瑕疵多樣性與微觀挑戰。宏觀與微觀瑕疵的分類準確率均達到 95%以上，顯著提高了檢測效果。
- (2) 創新數據增強方法，解決數據稀缺問題：利用模擬生成技術和 SMOTE 方法，有效克服數據不平衡與樣本不足的困難。為模型訓練提供了穩定的數據支持，提升了系統的適應能力。
- (3) 實現高效運行，滿足工業需求：系統運行效率高，檢測流程執行時間小於 2 秒，充分滿足工業生產的即時性需求。採用遷移學習技術，降低了對大規模數據集的依賴，提高了模型的訓練效率。

### 參考文獻 (References)

- [1] W. Pratt, S. S. Sawkar, and K. R. Reilly, “Automatic blemish detection in liquid crystal flat panel displays,” in *Proceedings of the Machine Vision Applications in Industrial Inspection VI*, January 1998; vol. 3306, pp. 25-30.
- [2] C. Jian, J. Gao, and Y. Ao, “Automatic surface defect detection for mobile phone screen glass based on machine vision,” *Applied Soft Computing*, vol. 52, 2017, pp. 348-358.
- [3] C. Tan, F. Sun, T. Kong, W. Zhang, C. Yang, and C. Liu, “A survey on deep transfer learning,” in *Proceedings 27th International Conference on Artificial Neural Networks and Machine Learning—ICANN*, Oct. 2018, pp. 270-279.
- [4] ISO 9241-300:2008. Ergonomics of human-system interaction – Part 300: *Introduction to electronic visual display requirements*. International Organization for Standardization, 2008. Available at: <https://www.iso.org/standard/40096.html>
- [5] B. Xiao, Y. Liu, and B. Xiao, “Accurate state-of-charge estimation approach for lithium-ion batteries by gated recurrent unit with ensemble optimizer,” *IEEE Access*, vol. 7, 2019, pp. 54192–54202.