

# Proposal

311512040 林胤宏

311512022 趙國良

## Motivation and Background :

PCB 缺陷是電子設備高故障率的關鍵因素之一，需要在 PCB 生產過程中實現非接觸、準確、高效的自動缺陷檢測。近十幾年來，一種自動 X 射線檢測 (Automated X-Ray Inspection) 技術已被用於檢測 PCB 製造過程中的缺陷。

由於球柵陣列封裝(Ball Grid Array, BGA)的焊點是人眼無法直接觀察到的，因為 BGA 的錫球隱藏在元件本體下方。借助顯微鏡只能檢查元件本體邊緣上的錫球，這是不夠的。因此需使用自動 X 射線檢測設備檢查 BGA 元件的所有錫球。

在自動 X 射線檢測設備(AXI)檢查 BGA 元件的焊點時，基本上檢測出 2 種瑕疵：空焊、短路，若是在生產時未檢測出來，便會使 PCB 無法正常使用。

在 AXI 檢測出焊點異常後，以往是直接將異常焊點切片交由專家進行人工檢測，我們希望能透過深度學習的方式來進行 BGA 焊點缺陷檢測，並將此檢測流程置於專家人工檢測之前，可以大幅降低專家人工檢視的次數，並提供快速且穩定的實時檢測。

## Main Method :

採用物件偵測演算法作為分類模型，如 You Only Look Once (YOLO) 、Faster R-CNN 等，其網路架構如圖 所示，以瑕疵焊點影像及包含瑕疵類別與座標之.xml 檔作為輸入，對模型進行訓練，並在訓練完成後，當模型輸入瑕疵焊點影像時，模型便可檢測出該影像之瑕疵類別與瑕疵座標，如圖 所示，經由卷積神經網路判別是屬於瑕疵或良好的焊點，以取代人工檢視之過程。

	Type	Filters	Size	Output
1x	Convolutional	32	$3 \times 3$	$256 \times 256$
	Convolutional	64	$3 \times 3 / 2$	$128 \times 128$
	Convolutional	32	$1 \times 1$	$128 \times 128$
	Convolutional	64	$3 \times 3$	
	Residual			$128 \times 128$
	Convolutional	128	$3 \times 3 / 2$	$64 \times 64$
	Convolutional	64	$1 \times 1$	$64 \times 64$
	Convolutional	128	$3 \times 3$	
	Residual			$64 \times 64$
	Convolutional	256	$3 \times 3 / 2$	$32 \times 32$
2x	Convolutional	128	$1 \times 1$	$32 \times 32$
	Convolutional	256	$3 \times 3$	
	Residual			$32 \times 32$
	Convolutional	512	$3 \times 3 / 2$	$16 \times 16$
8x	Convolutional	256	$1 \times 1$	$16 \times 16$
	Convolutional	512	$3 \times 3$	
	Residual			$16 \times 16$
	Convolutional	1024	$3 \times 3 / 2$	$8 \times 8$
8x	Convolutional	512	$1 \times 1$	$8 \times 8$
	Convolutional	1024	$3 \times 3$	
	Residual			$8 \times 8$
	Convolutional	1024	$3 \times 3$	$8 \times 8$
4x	Convolutional	512	$1 \times 1$	$8 \times 8$
	Convolutional	1024	$3 \times 3$	
	Residual			$8 \times 8$
	Residual			$8 \times 8$
	Avgpool		Global	
	Connected		1000	
	Softmax			

圖 1、YOLO 演算法之網路架構

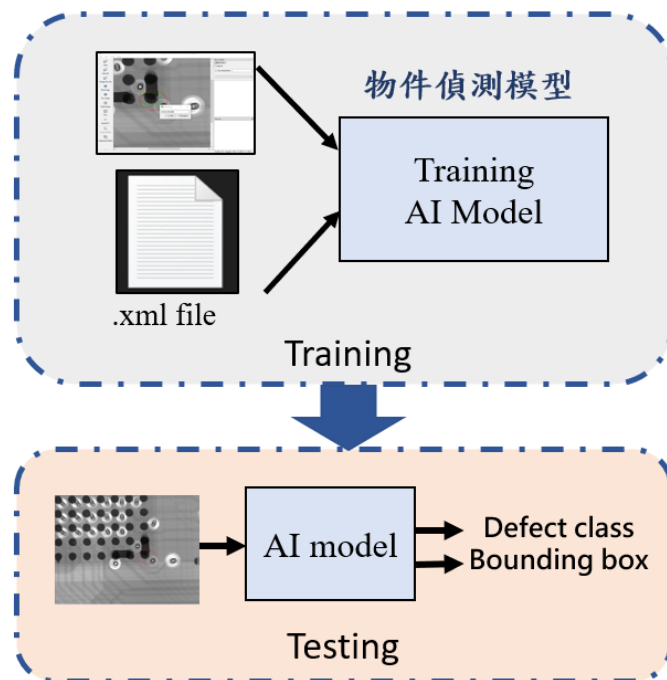


圖 2、檢測模型建立流程

## Application and Datasets :

為了訓練物件偵測模型，需要瑕疵焊點影像的資料集以及對應瑕疵類別及座標，資料由智邦科技股份有限公司提供 2.5D X-ray 得到 X-ray 下 PCB 為焊點之切片影像。

將所建立之自動檢測系統置於 AXI 檢測後，如圖 所示。且隨著檢測樣本逐漸增加，預測模型會根據專家人工檢視的驗證結果進行更新，並持續蒐集資料增加模型穩健性。

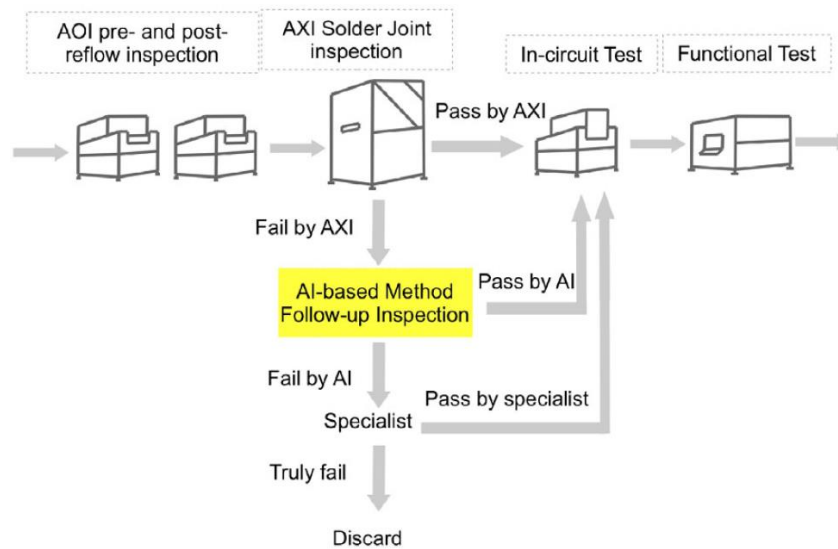


圖 3、實際產線中之檢測分類系統

## Reference:

1. Bhattacharya, A., Cloutier, S.G. End-to-end deep learning framework for printed circuit board manufacturing defect classification. Sci Rep 12, 12559 (2022).  
<https://doi.org/10.1038/s41598-022-16302-3>
2. B. Hu and J. Wang, "Detection of PCB Surface Defects With Improved Faster-RCNN and Feature Pyramid Network," in IEEE Access, vol. 8, pp. 108335-108345, 2020.  
<https://ieeexplore.ieee.org/document/9113299>
3. Zhang, Q., Zhang, M., Gamanayake, C. et al. Deep learning based solder joint defect detection on industrial printed circuit board X-ray images. Complex Intell. Syst. 8, 1525–1537 (2022).  
<https://doi.org/10.1007/s40747-021-00600-w>