

2022 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 190010

參展科別 電腦科學與資訊工程

作品名稱 自動 X 光檢測重建 2.5D 圖形用於非破壞性檢測：印刷電路板之應用

得獎獎項

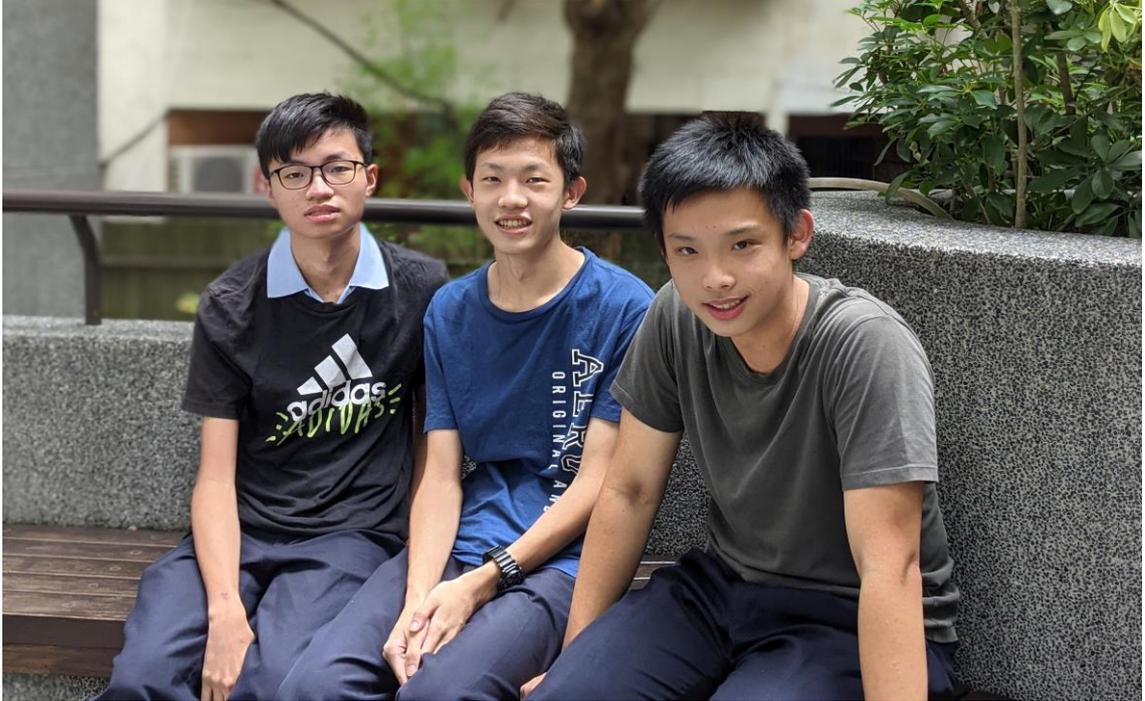
就讀學校 臺北市私立薇閣高級中學

指導教師 陳志成、李彥廷

作者姓名 程顯恩、康哲維、謝承睿

關鍵詞 2.5D 重建、X 光模擬、影像辨識

作者簡介



我們是薇閣高中高二的程顯恩、康哲維、謝承叡。

很榮幸可以參加這次的國際科展，享受與相同興趣的同學互相交流，也藉由科展學習自己有興趣的資訊科學與影像處理的知識和技術。

最後要感謝陳志成教授與助教們的悉心指導，雖然過程中充滿挫折與挑戰，但從錯誤中學習到的經驗則更加珍貴。希望日後能在此領域中有所貢獻，更藉由此專題的延伸造福世界。

摘要

為了解決自動光學檢測的非穿透性檢測物體方式，使用自動 X 光檢測能解決此問題，因此，本研究嘗試開發自動 X 光檢測技術，並藉由常見的印刷電路板作為應用。作為結果，本研究能進行 X 光模擬理想化印刷電路板，搭配實體 X 光取像，藉由平移堆疊法重建出 2.5D 印刷電路板影像，並藉由霍夫法圓形辨識圈選錫球，輸入卷積神經網路，辨識錫球焊點之優劣。

Abstract

Since automatic optical inspection(AOI) is a non-penetrating technique, it is necessary to use the penetration technique to solve the problem that aims to detect through an object. Therefore, automatic X-ray inspection(AXI) is needed. In this study, we try to develop this technique and can thus apply it in real life, using printed circuit boards(PCB) as our experiment item since it is common in life and it plays an important role in the electronic industry. We first simulate the X-Ray radiography and create ideal PCB. In addition, we use a dental X-Ray machine and get real-life PCB images. Then, we use shift and add(SAA) technique to reconstruct every section of the PCB and create a 2.5D image in which we can observe the whole prospect of it. Finally, we use image detection and identify whether the solder ball inside the PCB is well-welding or not.

一、 研究動機

以往，對於一個粗大的物體而言，是非常難不破壞它物體本身卻能檢視它內部的狀況的，因此，人們曾試著運用光學檢測，一窺物體

的內部。然而，自動光學檢測(automatic optical inspection, AOI)屬於非穿透性的檢測方式，只能透過二維反射影像去檢測物體的優劣，似乎沒有解決問題。

X 光具有穿透檢測的能力，也因此，使用自動 X 光的檢測模式，也就是藉由 X 光光源的發射器、待測物體、接收器，運用旋轉、平移的掃描方式，得到不同角度、位移的投影影像，再經由重建，得到最終的2.5D 影像，是自動 X 光檢測的一大優勢。

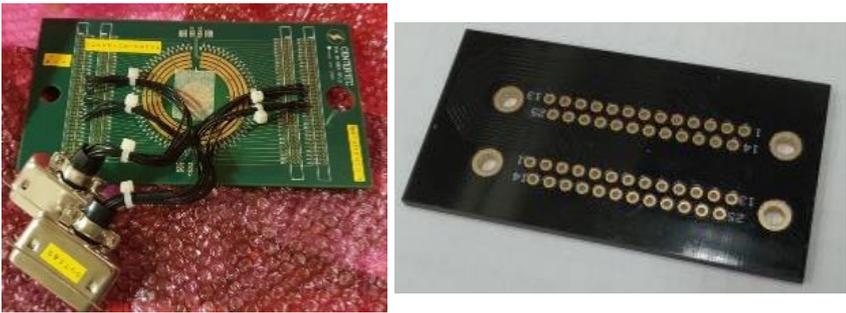
印刷電路板(printed circuit board, PCB)是所有電子元件的基礎，也是使所有電子元件能順利使用的重要核心零件，而台灣更是印刷電路板製造的大國。然而，在大量機械標準化製造印刷電路板時，會遇到瑕疵印刷的問題，包括電路板線路的破損和印刷電路板上錫球焊接問題，會導致印刷電路板無法正常使用，也消耗及浪費大量材料。因此，我們希望能夠檢測印刷電路板上錫球的焊接好壞，判斷是否為良好之印刷電路板，也藉由此應用，開發自動 X 光檢測技術(automatic x-ray inspection, AXI)。

二、 研究目的

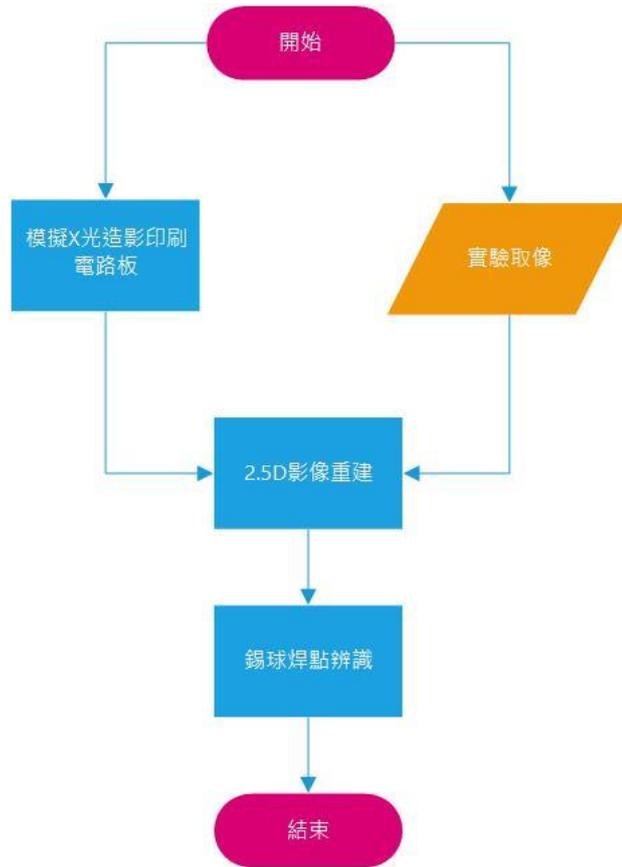
本研究使用 Oracle VM VirtualBox 模擬理想化的印刷電路板及錫球，加上實體實驗得到的 X 光掃描影像，並且經由重建得到2.5D 的重建後影像，藉由深度學習辨識印刷電路板之錫球優劣。

三、 研究設備及器材

表一：研究設備及器材

	硬體設備	軟體設備
筆記型電腦一	11 th Gen Intel Core i5-10210U	Oracle VM Virtual Box 6.1.16
筆記型電腦二	11 th Gen Intel Core i7-1165G7	Python 3.6
		Anaconda 3 (64bit)
		ImageJ
筆記型電腦三	11 th Gen Intel Core i7-1165G7	Python 3.6
	Intel Iris Xe Graphics	Anaconda 3 (64bit)
		Google Colab
		ImageJ
牙科電腦斷層機	陽明交通大學 醫學影像暨放射性科學系 牙科 X 光機(Dental CT photo)	
印刷電路板		

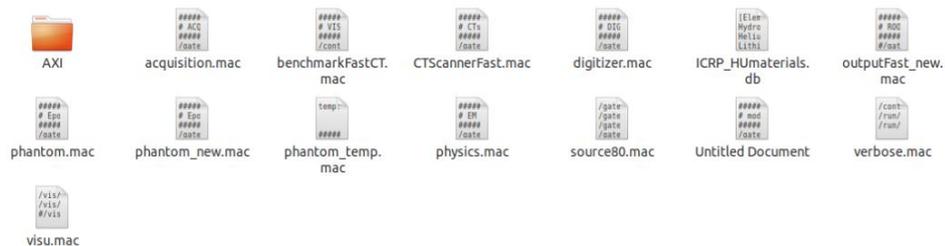
四、 研究方法與過程



圖一：研究流程圖

(一) 模擬

在辨識實體 PCB 板重建影像之前，需要利用模擬電路板來訓練深度學習網路辨識的準確性，因此藉由虛擬電腦模擬印刷電路板。這次的影像模擬，主要是使用 VirtualBox 虛擬電腦進行(如圖二)。



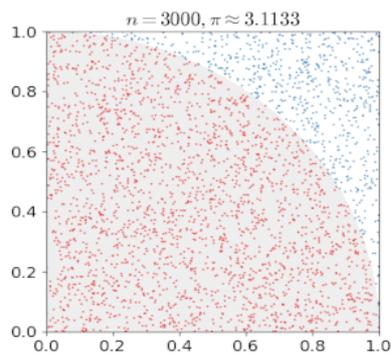
圖二：VirtualBox 功能

這次我們主要模擬的 world 裡面會有 source、detector 跟目標假體，而我們所模擬的假體是理想的 PCB 板，會有三個良好的純錫球與三個純空氣柱，以及三個劣質空心錫球，並進行平移或旋轉來製造 2.5D 的 PCB 版。

1. Source

Source 是用來控制 X 光照射 phantom 的光子數多寡，以及 X 光機與 phantom 的距離，我們目前是將光子數調至 10^8 ，雖然還是沒有到最清楚，不過如果再調高的話跑單張的時間會太久而得不償失。

在 VirtualBox 的 X 光照射光子中，使用的是蒙地卡羅法，所謂蒙地卡羅法，就是在數學、工程、機器學習中，藉由大量時間、隨機事件發生的頻率因而確立的機率統計。如圖三，是在一個 11 的矩形中利用蒙地卡羅法放置隨機 30000 個點並計算面積比來得到 π 值。



圖三：蒙地卡羅法示意圖

2. CT Scanner

Scanner 是用來設置 scanner 的大小還有 scanner 與 phantom 的距離，我們模擬的距離是 190 cm，與牙科 X 光機一樣。

3. Material

Material 裡面原本就會有基本週期表的元素以及一些合成素材，像是水和空氣，而因為實驗室這台是醫學放射系的，所以很多骨骼及皮膚的素材也是應有盡有，不過我們這次是要模擬 PCB 板，所以還是需要用到內建沒有的素材，因此我們需要自行將之寫出。我們這次模擬的 PCB 板材質是環氧樹脂(epoxy resin)，並在上面鑲有錫球及銅環。

4. Output

Output 也就是產出物，裡面要設置跑完程式後將成品放置的位置以及像素的大小，我們這次模擬的像素是 2176×1792 ，也跟牙科 X 光機一樣。

5. Phantom

6. Phantom 是目標假體，也就是最主要模擬的東西，要利用模組、向量加法還有座標等方式製造一個 phantom。我們這次要模擬的 phantom 就是 PCB 板，並用座標與向量的方式做出一個簡易的電路板。我用 epoxy resin 模擬出一個 $64.71 \times 34.19 \times 2.38$ 的長方形 PCB 板，這個數據也與實際 PCB 板相同。我們一開始先用模組來模擬銅環與錫球，不過失敗了，所以只好將錫球跟銅環分開寫，並利用向量加法設置 3×3 的優劣錫球。

7. Benchmark

這是在 VirtualBox 中要跑程式最重要的部分，它要匯集上述所有資料並執行。

我們透過平行移動 Scanner 每1公分取一張影像，這七張都是

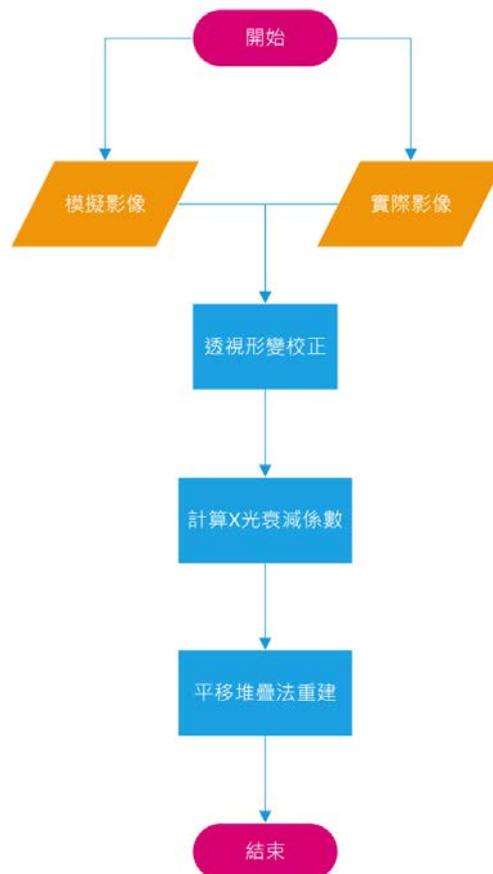
用實際牙科 CT 的數據去跑，並且需要再模擬一張全空氣的 Blank 來讓重建的人了解它的衰減曲線。在此研究都是較實體 X 光照重建的影像更趨於理想化，因此模擬完並重建後會輸入到辨識的流程裡並擔任訓練的影像，負責測試程式的準確度。

(二) 影像重建

1. 重建目的

由 X 光機所拍攝下的影像雖能穿透 PCB 板，但 X 光機所拍攝下的影像為 2D 成像，雖然能辨識 PCB 板的外觀形狀，但其內部的所有分層皆被壓縮在同一個像素中，無法由上到下逐層檢測 PCB 板的內部的電路與焊接情況，因此我們利用 2.5D 重建方法，將 PCB 板的各層切面還原，提供後續的 AI 進行辨識。

2. 重建流程



圖四：2.5D 重建流程

3. 取像模式

我們使用陽明交通大學生物醫學影像暨放射性科學系的牙科 X 光機(dental CT)進行造影，此設備能提供在接收器端上左右各4公分平行於接收器的位移，以及同時同方向平行移動光源與接收器左右各3公分的位移，我們運用此項功能，首先平移接收器並每間隔1公分拍攝一張影像，共可取得9張影像，接著我們同時往反方向移動光源和接收器1公分，再次移動接收器並每間隔1公分取一張影像，之後我們持續反覆執行此動作，如此一來，我們即可取得重建所需的63張不同位置以及照射角度的 PCB 板影像。

我們將總共63張的影像進行分組，共可以分成: 平移接收器 共9張、同時同方向平移光源和接收器 共7張、平移光源 共7張、同時不同方向平移光源和接收器 共5張、全部63張影像 五種不同的取向模式，我們再分別對這五種取向模式進行重建。

➤ 取像相關數據:

- SOD(光源到 PCB 板的距離): 338 mm
- OID(PCB 板到接收器的距離): 282 mm
- X 光機接收器像素: 0.136mm/ pixel
- 接收器大小: 2176 × 1792 pixel

➤ 影像編排方式說明:

表二：影像編排方式

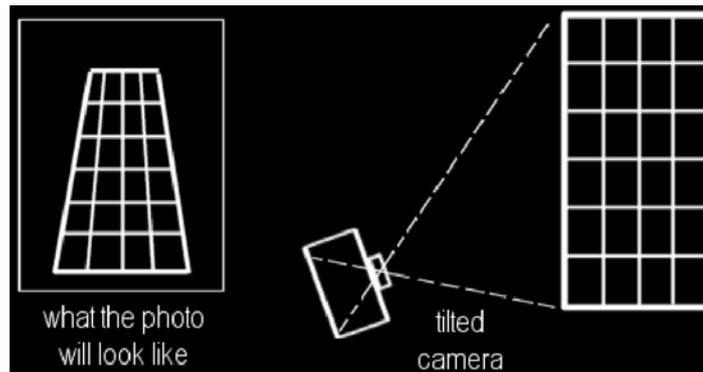
➤ 每向右一格表示接收器向右移動 10 mm ➤ 每向下一格表示接收器與光源同時向左移動 10 mm								
0	1	2	3	4	5	6	7	8
9	10	11	12	13	14	15	16	17
18	19	20	21	22	23	24	25	26
27	28	29	30	31	32	33	34	35
36	37	38	39	40	41	42	43	44
45	46	47	48	49	50	51	52	53
54	55	56	57	58	59	60	61	62

➤ 五種取像方式:

- I. 接收器平行移動9張(detector) 編號: 36到44
- II. 光源和接收器同方向移動7張 編號: 4 13 22 31 40 49 53
- III. 光源平行移動7張(source) 編號: 7 15 23 31 39 47 55
- IV. 光源和接收器反方向移動5張(cross) 編號: 17 24 31 38 45
- V. 全部63張 編號: 0到62

4. 透視形變校正

我們所使用的 X 光設備為點光源，而透視形變的多寡是由光源和 PCB 板之間的相對距離和角度所決定的，因此由 X 光機所照射的影像會產生形變使得 PCB 板的成像失真，形成近似下邊長度略大於上邊的梯形，而非是原本 PCB 板的矩形，因此我們將會對其進行修正。



圖五：錐形投影導致影像產生形變[1]

➤ 校正方法

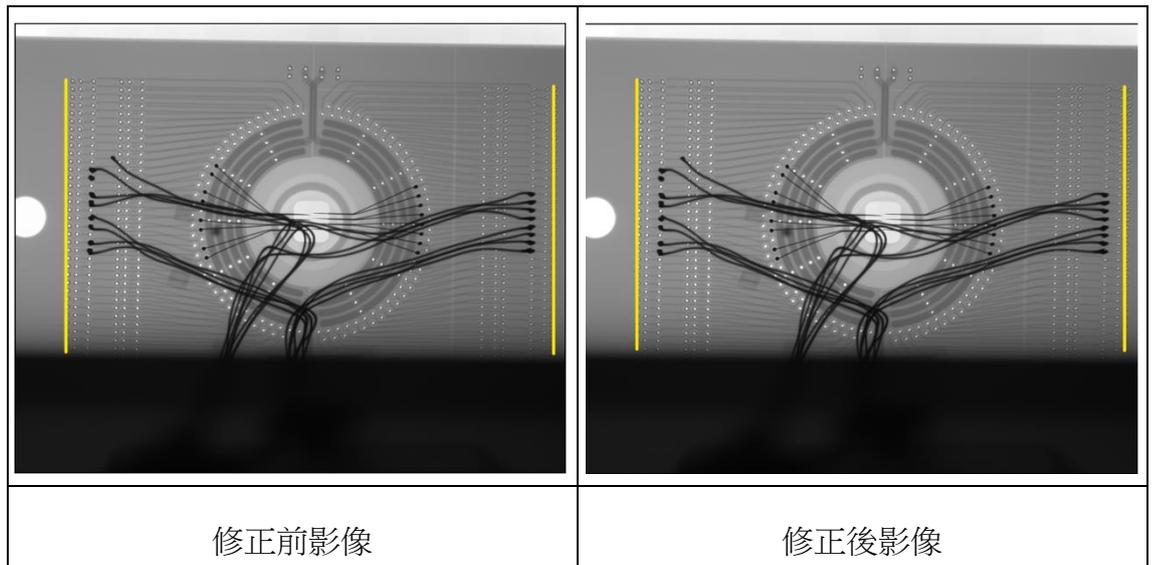
我們將整張影像設為一矩陣，並且在影像中找出 PCB 板的四個角點，再將其座標帶入多元一次聯立方程式進行計算，即可算出透視投影校正的推移矩陣，最後將影像中的所有點座標帶入，最終獲得較接近矩形的 PCB 板影像，完成透視投影校正。

$$\begin{aligned} x &= ax' + by' + cx'y' + d \\ y &= ex' + fy' + gx'y' + h \end{aligned}$$

- x 、 y 為原始影像的座標系
- x' 、 y' 為校正後的座標系
- a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 f 、 g 、 h 為常數，表示變形關係
- 找出變形區域的四個角點的座標，再把這個四點代入解聯立方程式，即可得出 a ~ h 八個參數

➤ 校正結果

表三: 校正前後比較(兩側黃線為鉛直線)



5. 計算 X 光衰減係數

X 光在穿過不同材質時會有不同的衰減，藉由將原始的影像除以全空氣的影像，再將其取自然對數，就能取得該點 X 光衰減係數，密度越大的物質 (如 PCB 板上的銅線與錫球) 具有較大的衰減係數，並在最終的成像中呈現較明亮的顏色。

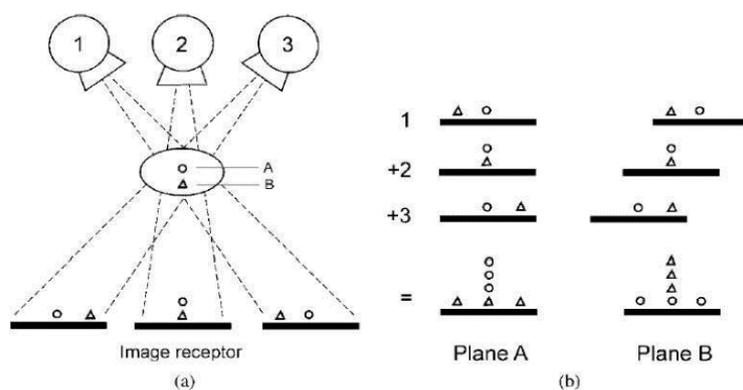
$$\frac{I}{I_0} = e^{\mu x}$$

- I 為原始影像
- I_0 為全空氣影像
- μ 為衰減係數
- x 為單位像素

6. 平移堆疊法重建(shift and add, SAA)

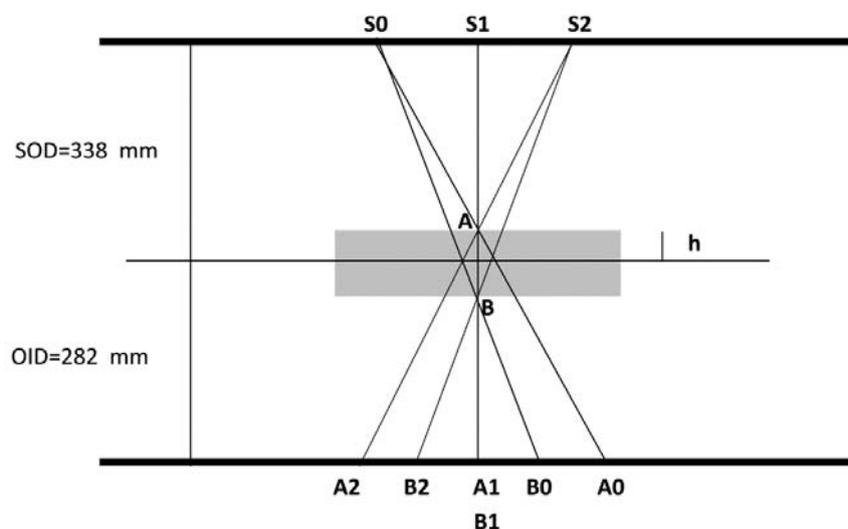
平移堆疊法(shift and add, SAA)是一種較為傳統與簡單的2.5D 影像重建方式，主要是利用改變光源與接收器的相對位置，進而獲取不同照射

角度的影像，再藉由調整每一張影像的位移距離，將所有的影像堆疊在焦平畫面中央，由於照射角度的不同，造成不同深度的影像需移動相異的距離。因此我們利用此特性，當該深度的影像因照射角度改變而產生的偏移量與我們設定的數值相等時，該深度的影像數值將會因不斷疊加而提高，形成顯著且清晰的成像。反之，隨著該深度的偏移量與我們設定的數值相差甚遠時，每張原始影像相應的點無法疊加在同一位置時，該點將會因為不斷地疊加而被其他數值平均，在畫面上顯得較暗，如此一來，即達到2.5D 重建的目的，將指定深度的重建影像凸顯出來。



圖六：平移堆疊法[2]

➤ 位移量計算



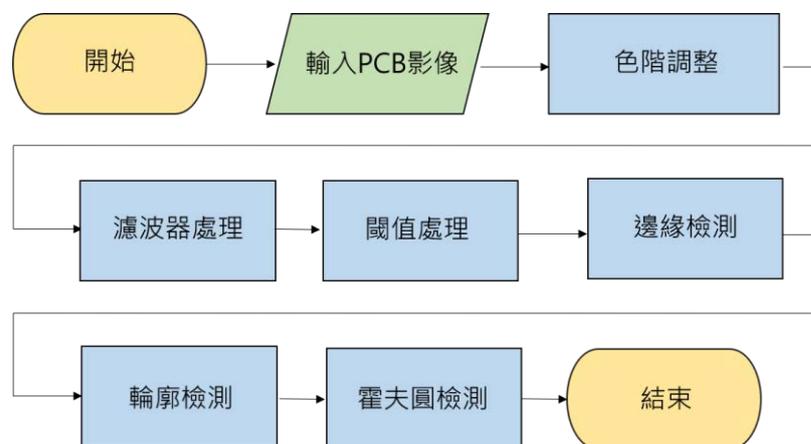
圖七：距離示意圖

- S:光源 A、B: 不同深度位置 h: 設定最清晰的深度與中央的距離
- 接收器像素: 0.136 mm/ 像素
- $\overline{S_0S_1} = \overline{S_1S_2} = 10\text{ mm}$
- 影像位移量(光源每移動10 mm): $10 / (SOD-h) \times (OID+h) / 0.136$
- 影像位移量(接收器每移動10 mm): $10 / 0.136$

(三) 辨識

1. 霍夫法圓形辨識

在檢測印刷電路板時，面對許多相同的錫球，若能有效解決眾多錫球的標示問題，將有助於更方便的自動檢測。因此，在此使用影像學習中霍夫法圓形辨識，解決錫球圈選問題。

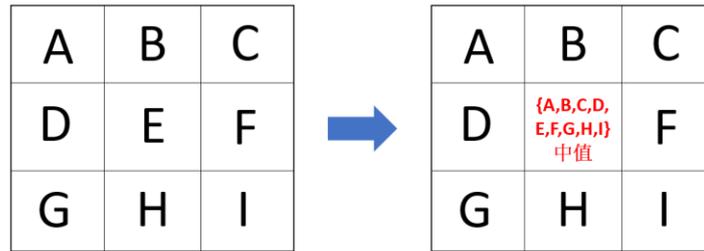


圖八：霍夫法圓形辨識流程圖

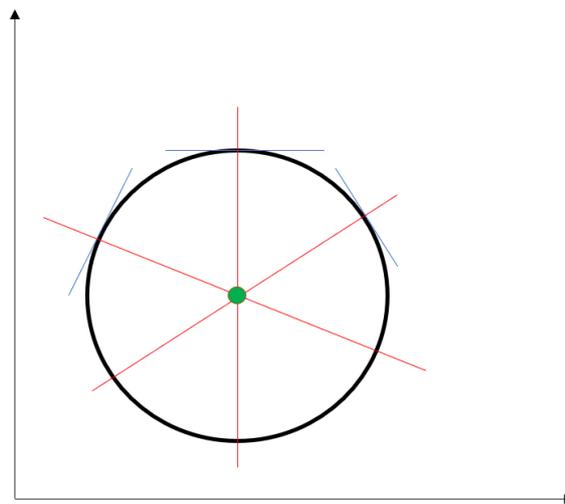
在使用霍夫法檢測時，因為單純使用容易太過粗劣，造成結果不盡理想，包括太多雜訊影響判斷、重建時對焦程度也易影響圓形辨識，因此，在運用霍夫法檢測時，必須使用前處理以優化辨識。

首先，對於影像中每一個像素進行色階調整，能夠提升所需識別的亮度；第二，進行濾波器處理，能夠降低影像雜訊；第三，進行閾值處理，能夠藉由設定閾值加強處理殘影的影響；第四，是進行邊緣檢測，這個步驟與閾值處理目的相同，在於將多餘殘影雜訊去除；第五，進行輪廓檢測，藉由此處完整將所需辨識的輪廓單獨保存，並將此處檢測完成圖形送入霍夫法檢測。最後，利用霍夫法圓形辨識，偵測圓形錫球並圈選出來，以利深度學習方便性。

在此使用的濾波器為中值濾波器(median filter)，如圖九，也就是以周圍像素之中值取代。而在此使用的邊緣檢測演算法為 Canny 邊緣檢測，它具有高辨識準確率、高解析度的優勢，也運用到和中值濾波器相似的高斯濾波器(Gaussian filter)與能加強邊緣分割的 Sobel 濾波器，主要藉由 Sobel 濾波器算出的方向和梯度，利用最大值抑制和 Connect Weak Edge 找出邊緣。而霍夫法圓形檢測是這個辨識流程中的重點，如圖十，霍夫法的原理在於對邊緣上任一斜率直線進行法向量繪製，而若是圓形則會有高機率聚焦於一點，即為圓心，再藉由圓心到任一點距離的統計計算出半徑繪製圓。



圖九：中值濾波器原理

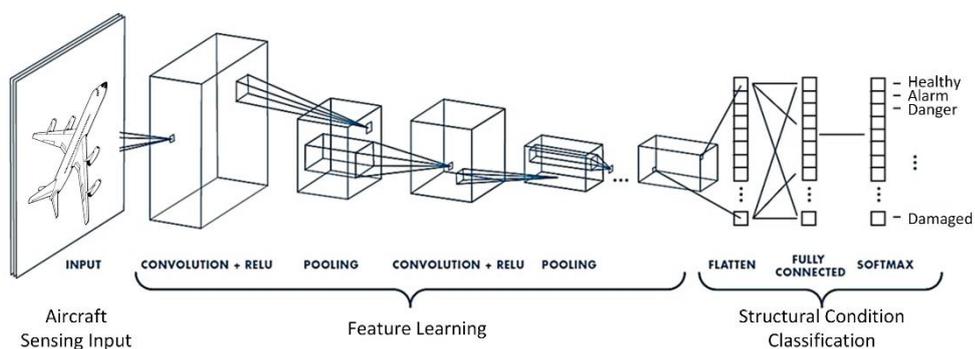


圖十：霍夫法圓形檢測原理

2. 深度學習

深度學習是模擬腦神經思考架構模式的數位模型，目的在於藉由模擬人類腦神經學習架構，使機器能大量且有效學習繁雜資料。而在此判斷優劣錫球時，使用卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)進行錫球影像辨識。

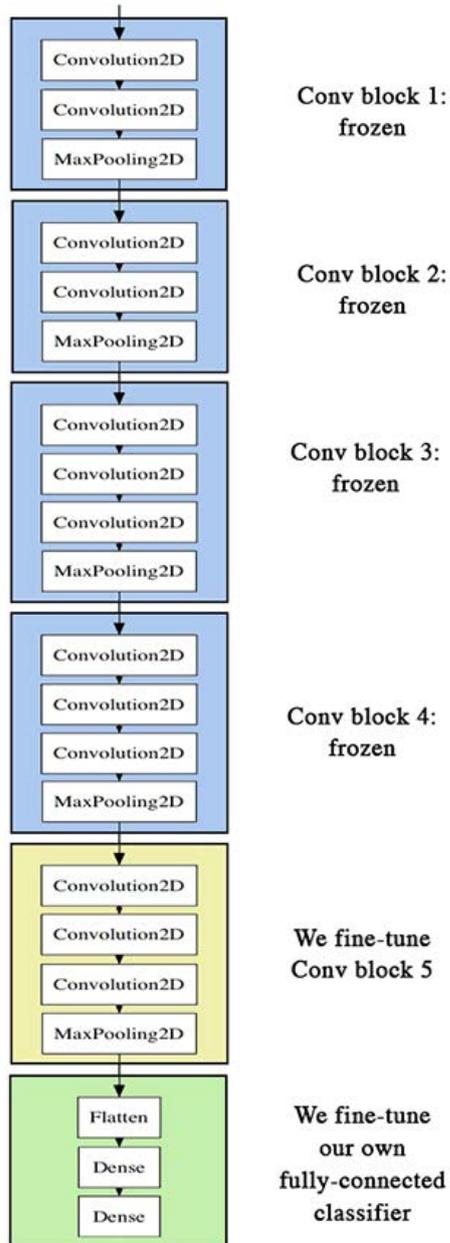
CNN 是由 Yann LeCun 等人在1998年提出的一種神經網路，由輸入層、隱藏層、輸出層組成，其中隱藏層是由單一或多層的卷積層、活化層、池化層和全連接層所組成(圖十一)。



圖十一：CNN 神經網路運作流程架構[2]

在建立資料庫時，我們使用五種重建後印刷電路板，共240張錫球影像，其中訓練影像200張、驗證(validation)20張、測試20張。其中實焊錫球與空焊錫球各占一半。

在此，我們使用 VGG16這個模型來進行辨識，VGG16是英國牛津大學開發出的深度學習模型，如圖十二，包括13個卷基層和3個全連階層，是相當準確的模型。此外，為了解決資料庫影像不足的問題，我們使用了資料擴增法(data augmentation)增加資料庫獨特性，而我們使用的參數如表四。另外，優化器使用 RMSDrop，batch size 為20，學習率為0.0002，step per epochs 為10，epoch 為80，validation steps 為1。最後，為了解決過度擬合(overfitting)的問題，我們加入了微調(fine-tuning)，主要藉由凍結卷積基底和解凍卷積底中某幾層來達到解決 overfitting。



圖十二: VGG16架構圖

表四: 資料擴增參數

rotation_range	360
width_shift_range	50
height_shift_range	50

shear_range	20
zoom_range	20

五、 研究結果

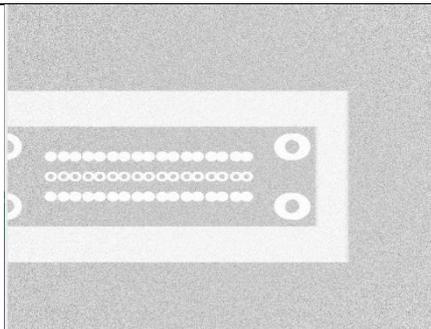
(一) 模擬

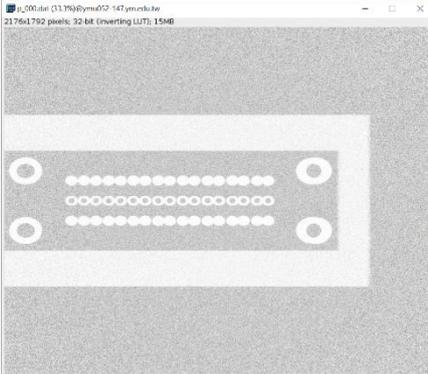
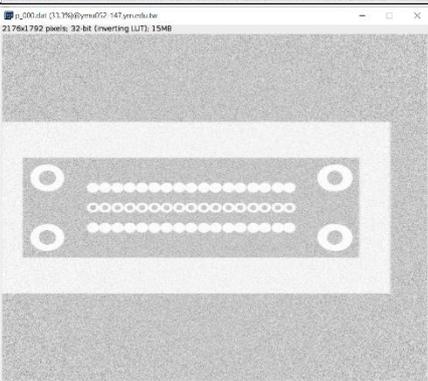
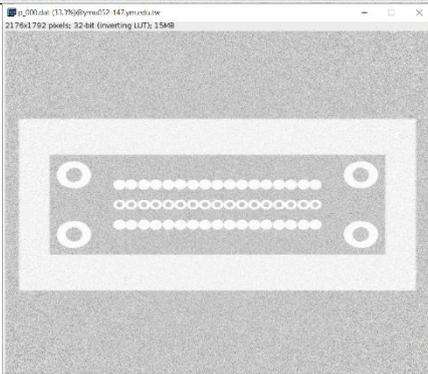
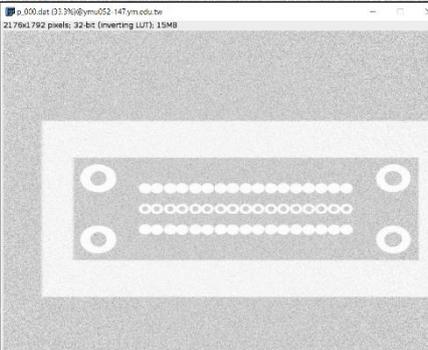
表五是我們模擬出來的一張 PCB 板的圖，這張的光子數是 10^8 ，所以有點暗，總共做了7張，這七張都是用實際 CT 的數據去跑。

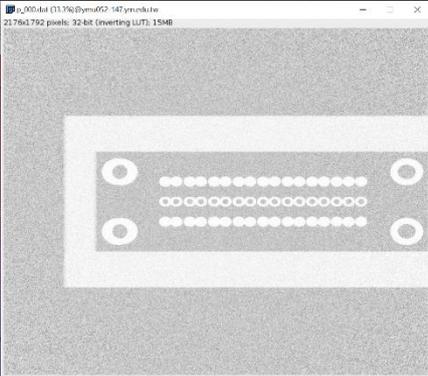
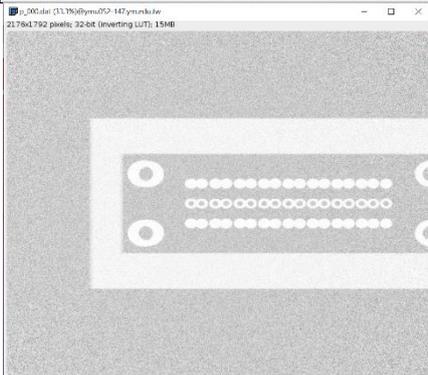
表四：模擬數據

Source	420 mm
Scanner	190 mm
像素	2176×1792
World	900×900mm ²

表五：模擬結果

Detector/Source	結果
-30/30mm	

-20/20mm	
-10 /10mm	
0/0mm	
10/-10 mm	

20/-20 mm			
30/-30 mm			

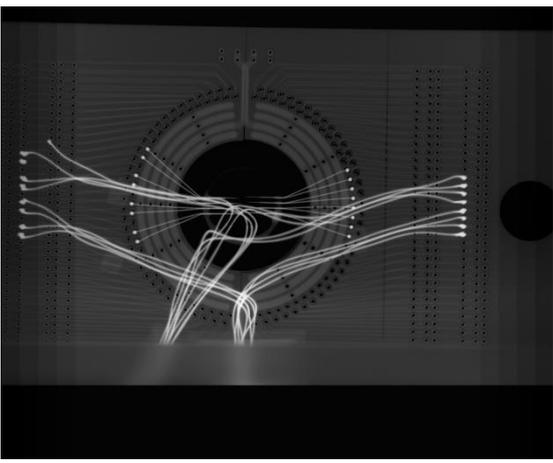
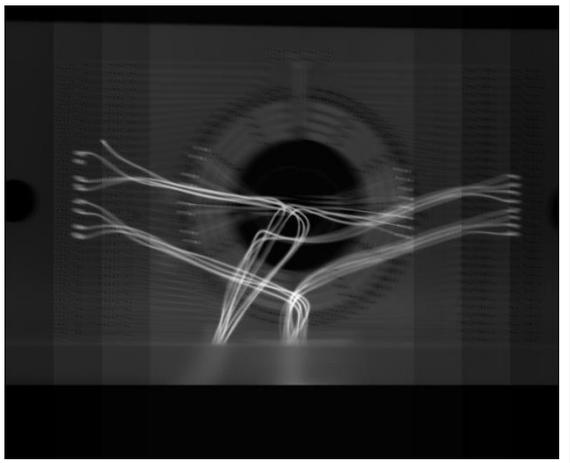
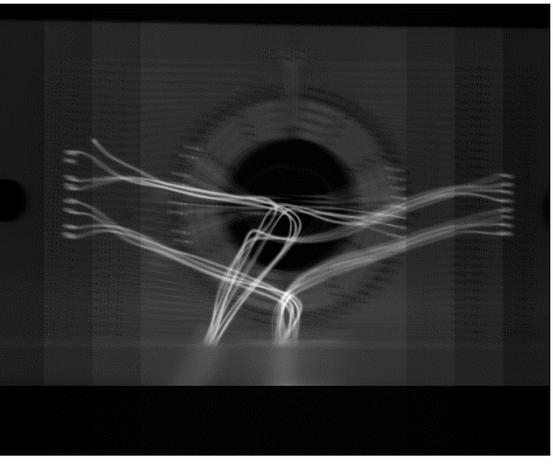
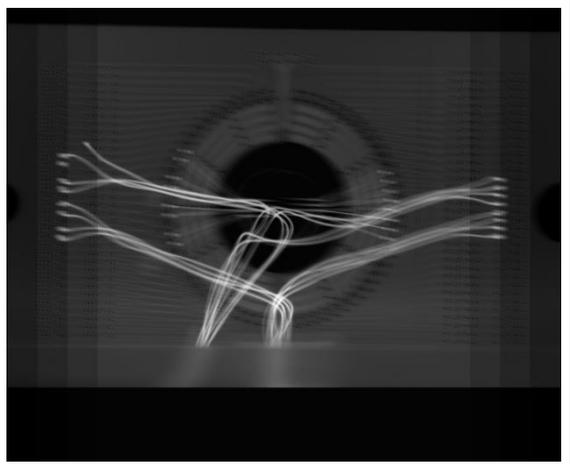
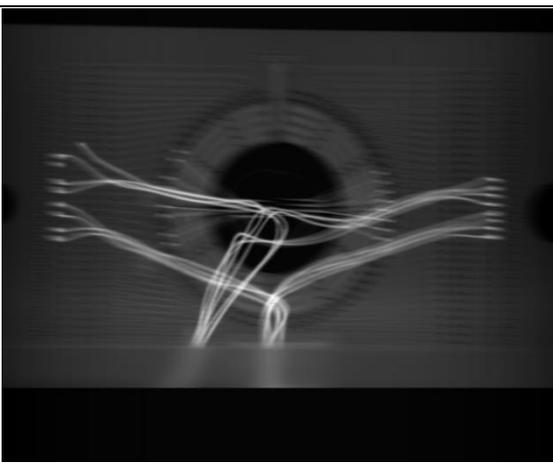
(二) 影像重建

1. 不同取像方式的比較

由表六、七的重建結果可以歸納出以下結果：我們發現影像可清晰重建的深度範圍與取像時光源和接收器的連線與中心軸的夾角有關，舉例來說，只平移接收器的取像模式最大角度只有5度，所重建出的影像就幾乎只能在單一深度產生清晰的結果，而使用位移光源、反方向移動的模式則可以得到較佳的成果，然而63張影像的重建模式除了繼承上面二者的優勢外，也透過更多的張數將重建影像兩側的數值平整化，除去因為在平移疊加過程中兩側出現的痕跡。

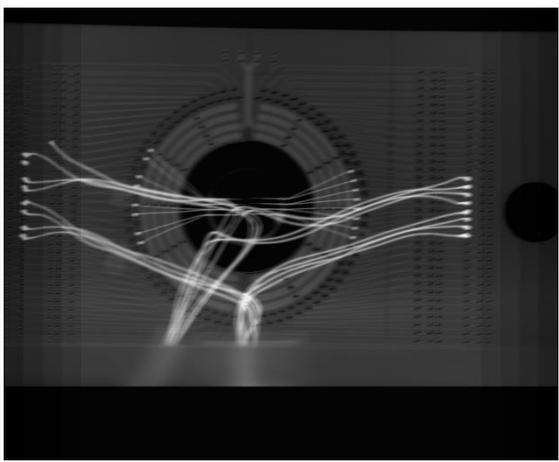
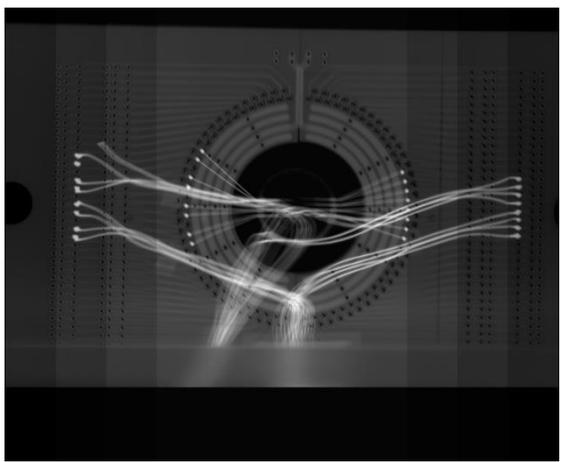
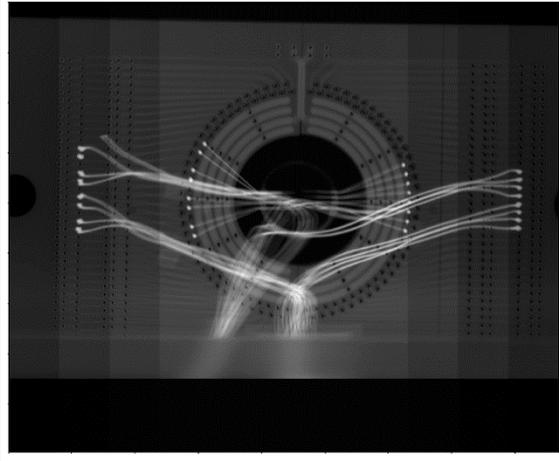
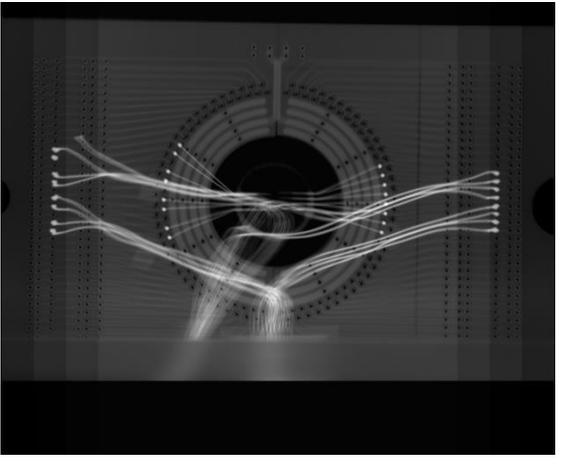
- SNR: 訊號雜訊比(感興趣區域內的平均值/標準差)
- 重建深度 (銅線)

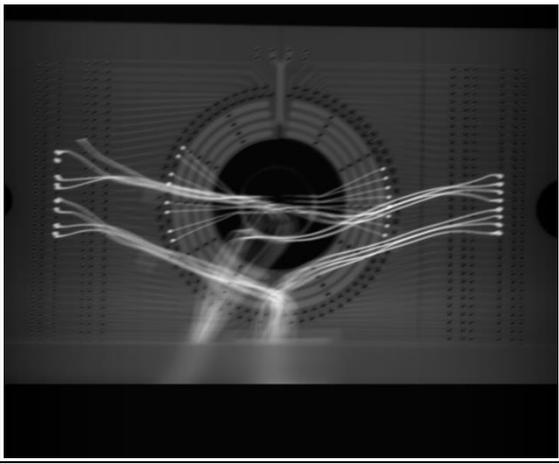
表六：銅線重建深度結果

	
平移接收器 9 張	平移光源 7 張
SNR: 3.98	SNR: 4.20
	
光源與接收器反向平移 5 張	光源與接收器同向平移 7 張
SNR: 4.09	SNR: 4.37
	
全部 63 張影像	
SNR: 4.76	

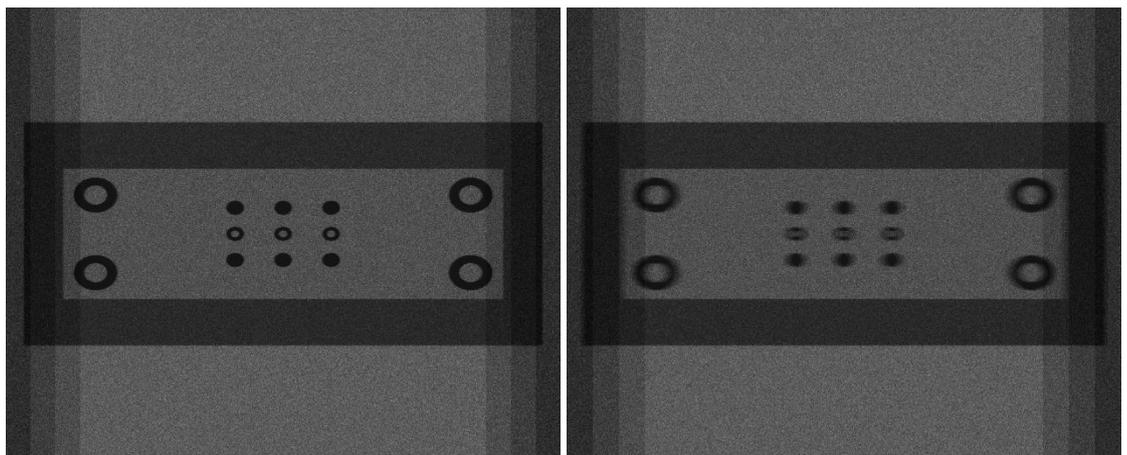
➤ 重建深度 (電路板)

表七：電路板重建深度結果

	
平移接收器 9 張	平移光源 7 張
SNR: 4.65	SNR: 4.87
	
光源與接收器反向平移 5 張	光源與接收器同向平移 7 張
SNR: 4.67	SNR: 4.84

	
<p>全部 63 張影像</p>	
<p>SNR: 5.09</p>	

➤ 電腦模擬重建影像



圖十三: 電腦模擬重建影像

(三) 辨識

1. 霍夫法圓形辨識

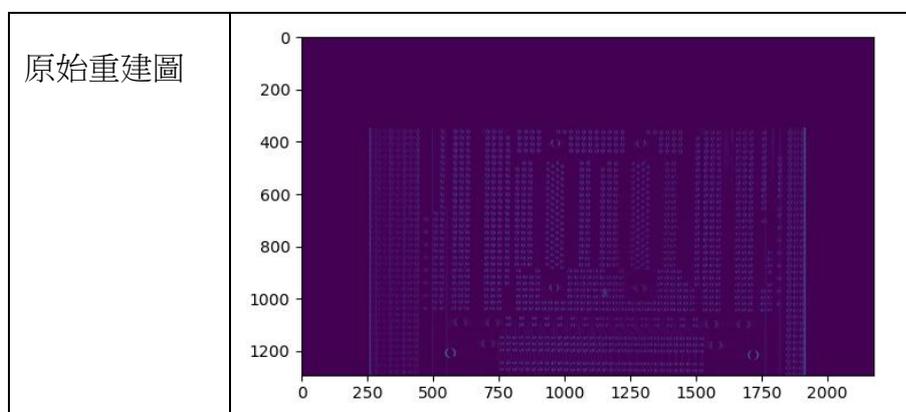
藉由霍夫法圓形辨識，我們在印刷電路板錫球圈選上能有效找出錫球並圈選出來。如表八，其中，在色階調整的處理方式為對於每一個像素乘上 $\text{gray_slope}/(\text{image.max}()-\text{image.min}())$ ， gray_slope 為乘上的斜率， $(\text{image.max}()-\text{image.min}())$ 則是藉由影像中色階最大與最小值的差，更均勻提升整體亮度。閾值處理參數有兩個，分別為所設定最大

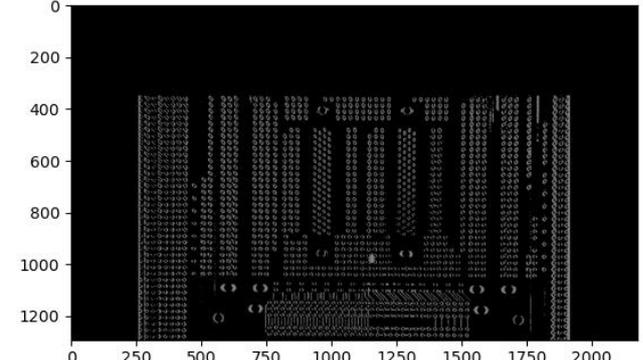
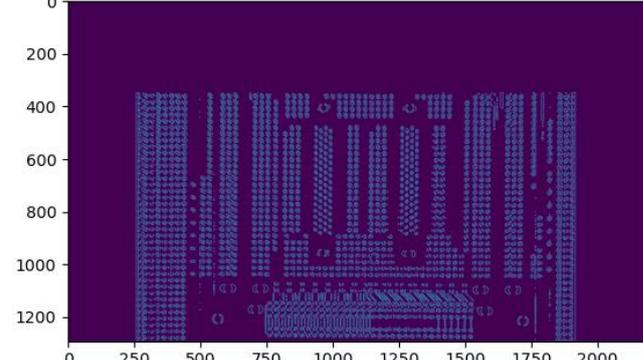
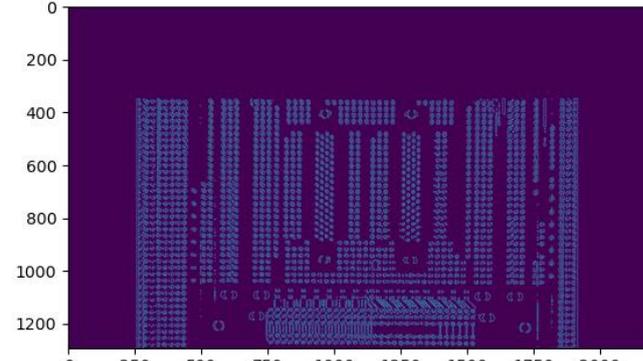
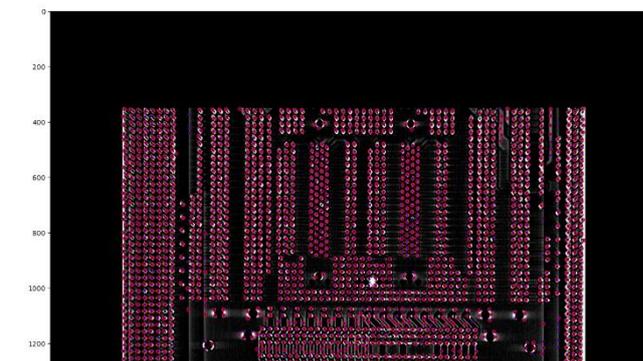
值與最小值，並且將低於最小值的像素全部轉換成0(黑色)，高於最大值的像素全部轉換成255(白色)。Canny 邊緣檢測的兩個參數表示低於第一個參數之像素會判定為不是邊緣，而高於第二個參數的像素則會被歸類為邊緣，介在第一個和第二個參數間的像素，若是與高於第二個參數之像素點相鄰，則會認定為邊緣，否則反之。霍夫法圓形辨識中第一個參數為兩圓最小相鄰距離，第二個參數和第三個參數為所辨識圓形中半徑極小與極大值，超過該範圍則不會納入辨識。實驗結果如表九至表十一。

表八：霍夫法圓形辨識最佳參數

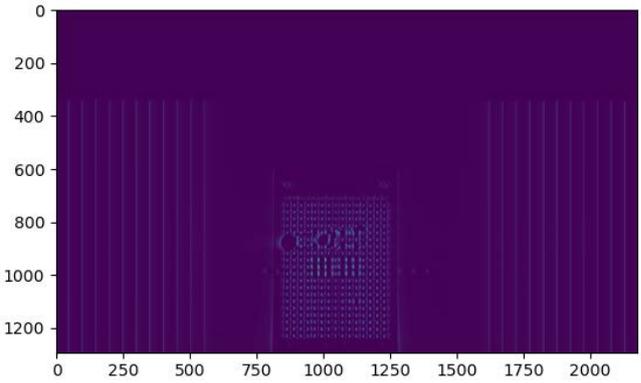
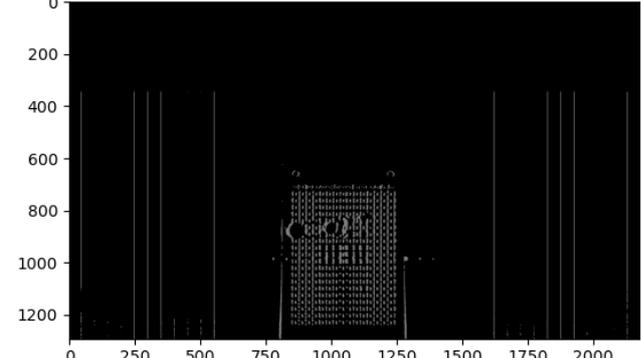
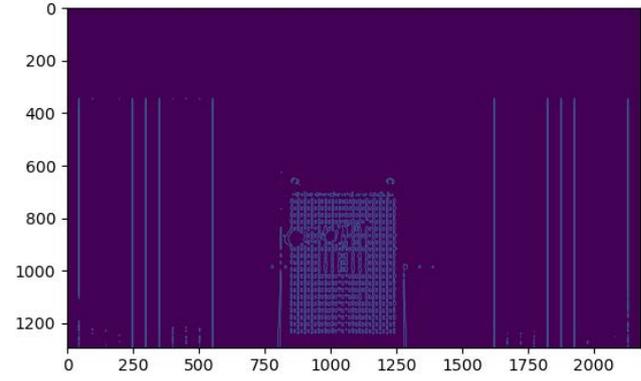
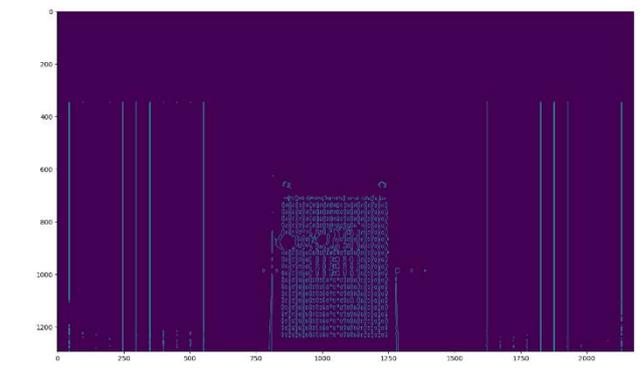
色階調整 gray_slope	155
閾值處理	100,127
Canny 邊緣檢測	100,154
霍夫法圓形檢測	20,2,7(pixel)

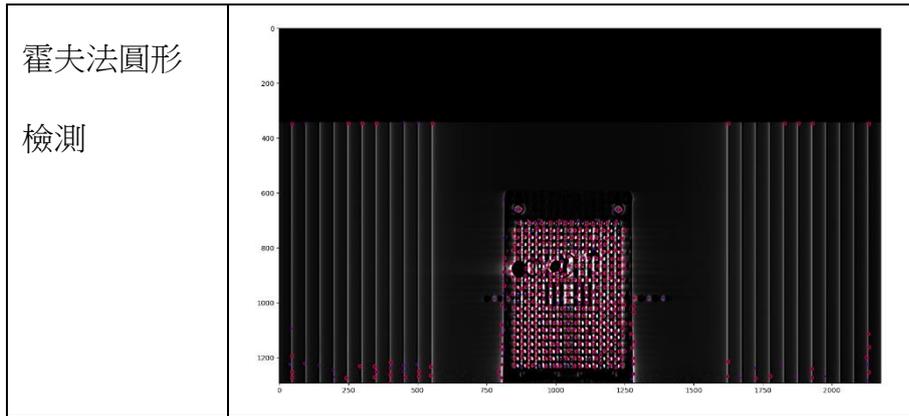
表九：第一張印刷電路板霍夫法圓形辨識結果



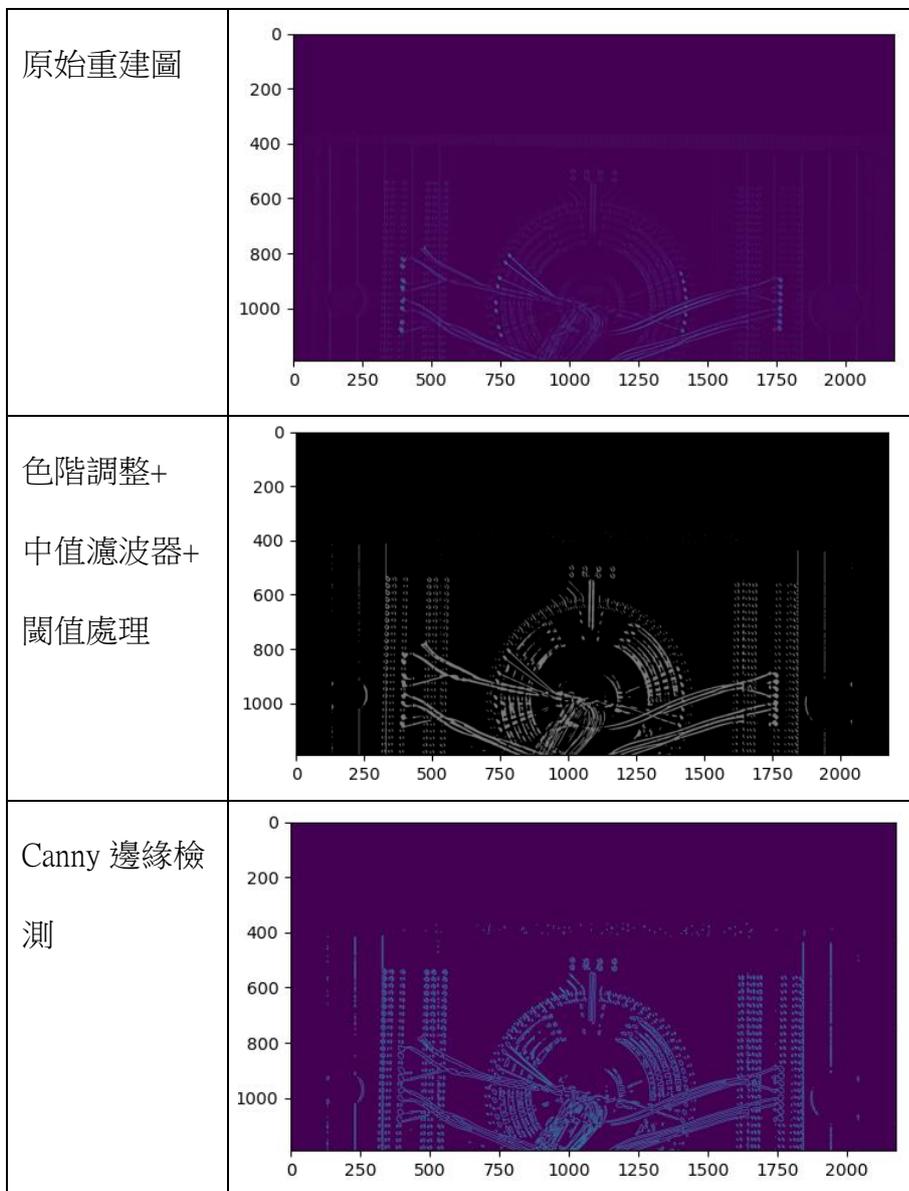
<p>色階調整+</p> <p>中值濾波器+</p> <p>閾值處理</p>	
<p>Canny 邊緣檢</p> <p>測</p>	
<p>輪廓檢測</p>	
<p>霍夫法圓形</p> <p>檢測</p>	

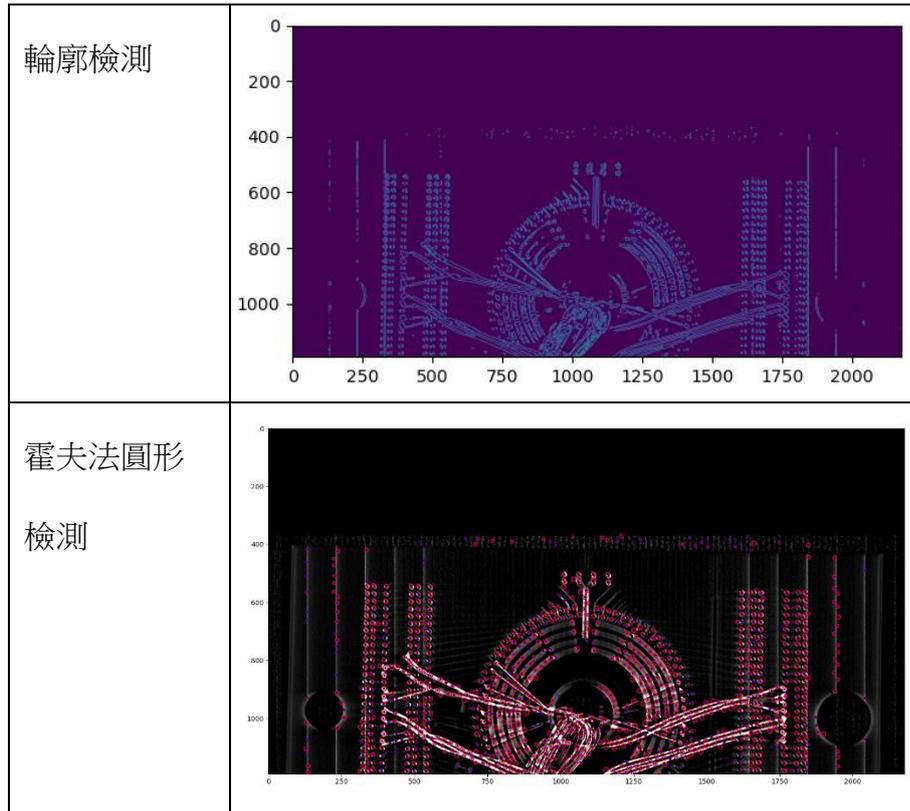
表十：第二張印刷電路板霍夫法圓形辨識結果

<p>原始重建圖</p>	
<p>色階調整+ 中值濾波器+ 閾值處理</p>	
<p>Canny 邊緣檢 測</p>	
<p>輪廓檢測</p>	



表十一：第三張印刷電路板霍夫法圓形辨識結果

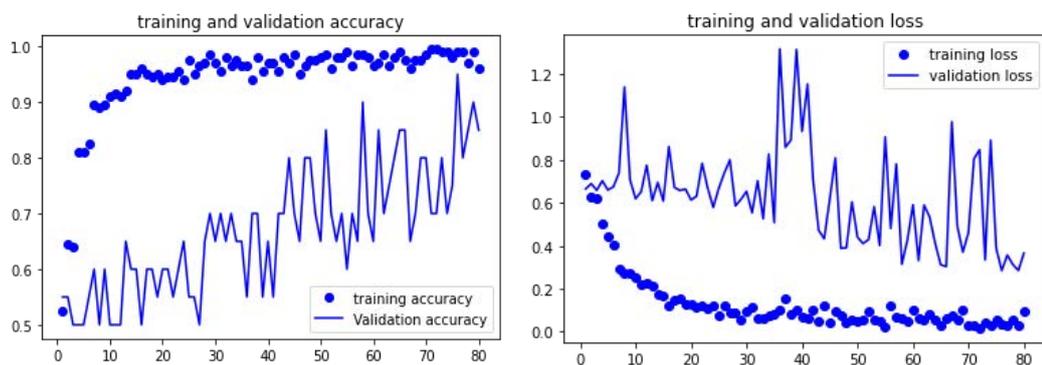




在此，我們手動計算分別得到約89.3%、82%和76.7%辨識準確率。

2. 深度學習辨識

在深度學習的辨識中，我們最終得到的驗證準確率最高約為95.5%，並藉由此模型測試資料，得到90%的辨識率。



圖十四: 訓練-驗證準確率和損失值

六、 討論

(一) 模擬

在模擬 PCB 板的時候，要先模擬完單張之後，在利用位移模擬多張影像。在模擬單張時產生的問題是我們發現錫球無法直接鑲在銅環上做一個模組，而是需要將銅環和錫球都鑲在環氧樹脂上，再利用向量製作多顆錫球。而模擬多張的意思是利用位移 source 與 scanner 來模擬出不同角度的 PCB 板，我們一開始只移動 source，發現這樣角度太小，所以我們便開始模擬 source 跟 scanner 反方向位移的 PCB 板，這也使效果變得較好。

(二) 影像重建

在形變校正中，我們只能略微將原本的梯形修正，稍微提升影像的品質，但總體影像來說並無顯著的差異，然而在執行形變校正的過程中由於需重新計算整張影像所有數值的點座標，會花費大量的時間，因此我們認為此修正方式尚有可改良的部分。

在影像重建的部分，我們使用的設備有位移量的限制，不能做到更加清晰的重建結果，倘若未來將加以改良，可以改用旋轉式的 CT 掃描，透過旋轉將取像角度增加，就能將重建影像的分層做的更佳細緻，此外，也可以透過減少取像時每張影像的間隔距離或旋轉角度，並增加取像的總張數，以提升重建的影像品質。

(三) 辨識

在霍夫法圓形辨識中，我們只能辨識出約75-90%的圓形，主要是因為2.5D 重建的影像只能聚焦在焦平面上，導致越往四周的影像會有較大的形變量，也就是圓形會進行伸縮，使得霍夫法圓形辨識較難完全辨識出圓形，容易受到影響；此外，因為是使用2.5D 影像重建，清晰

的影像只會在焦平面附近一些，也就是越遠離焦平面的影像也會比較模糊，是比較可惜的，若是要全自動化，可能需要局部造影，也就是取特定區域進行 X 光掃描，在此使用一整片印刷電路板容易使錫球影像太小，比較難辨識，也是未來可以改變的取向方式；最後，是如何改善辨識率，霍夫法雖然容易使用，但其效果易受影響，除了前處理的使用外，未來也可能可以更深入霍夫法原理進行改良優化，更能準確辨識。最後，目前還未找到能夠測量辨識準確率的方式，因此只能手動對照，可能有失可信度。

在深度學習中，因為時間不足，無法進行更多次的實驗找出最佳的參數，如果有時間，也能使用不同模型、方式，進而訓練出最佳模型。此外，要能夠全自動化，利用 CNN 局部錫球辨識雖然方便容易但很難運用在生活中，需要加入像是實例分割、影像分割等，讓使用者更方便在待測物體中直接看出瑕疵的位置和類別，是能夠改進的地方。

七、 結論與應用

本研究發現，由 X 光機掃描 PCB 板影像後經由平移堆疊法重建，最後在經由深度學習辨識錫球與焊點的概念確實可行，也能達到一定的辨識率，然而比較可惜的是利用 AI 深度學習時，因我們無法拆解 PCB 板進而驗證辨識成果，造成些許誤差，然而還是能將其技術運用在 PCB 板的檢測上，未來若還有機會希望能加入更多如 IPC-610 等工業檢測標準，加上更多的印刷電路板樣本，像是不同種缺陷的錫球，甚至是加入電線等更多印刷電路板上材料，提供更完整與準確的檢測。2.5D 影像重建的部分有相當廣泛的運用，無論是在醫學領域，抑

或是在材料與工程領域，2.5D 影像重建能憑藉其能將不同深度加以分層的優勢，觀察到許多使用傳統技術可能會被覆蓋住的細節，至於電腦模擬方面則給予我們一個理想化的實驗結果，為我們的實驗提供已知錫球狀態的 PCB 板，而其也能應用於像是牙齒建模等領域，讓我們能夠更了解重建出來的影像與理想化的差異，進而改善。

八、 參考資料

1. LeCun, Y., & Bengio, Y. (1995). Convolutional networks for images, speech, and time series. *The handbook of brain theory and neural networks*, 3361(10), 1995.
2. Pedersen, S. J. K. (2007). Circular hough transform. Aalborg University, Vision, Graphics, and Interactive Systems, 123(6).
3. Farsiu, S., Robinson, D., Elad, M., & Milanfar, P. (2003, November). Robust shift and add approach to superresolution. In *Applications of Digital Image Processing XXVI* (Vol. 5203, pp. 121-130). International Society for Optics and Photonics.
4. 林源益. (2008). 應用同步代數重建法於 BGA 檢測之研究. 清華大學動力機械工程學系學位論文, 1-87.
5. 呂信億. (2006). 應用 X 射線電腦斷層掃描於 BGA 檢測之最佳化. 清華大學動力機械工程學系學位論文, 1-98.
6. https://docs.opencv.org/4.5.3/d4/d70/tutorial_hough_circle.html
7. [1]圖五：<https://jason-chen-1992.weebly.com/home/-perspective-distortion-correction>
8. [2]圖六：

https://www.researchgate.net/publication/254468181_Detection_systems_for_medical_imaging_with_synchrotron_radiation

9. [3]圖十一 : <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/22/4933/htm>
10. [4]圖十二 : <https://blog.keras.io/building-powerful-image-classification-models-using-very-little-data.html>

【評語】 190010

此研究對 PCB 產業具有價值，但缺乏與相關文獻和既有技術的比較。所提出的 2.5 D 方法雖然有不錯的辨識效果，但所需的 X 光機設備成本比現有 2D 技術所用的攝影機設備成本高出很多，在部署性和應用性上都沒有具有很大的優勢。