

東海大學資訊工程研究所

碩士論文

指導教授：許瑞愷 博士

電腦視覺於鈹金加工半成品辨識之研究

The Study of Sheet Metal Part Recognition Using
Computer Vision Technology



研究生：翁羿群

中華民國 一〇八年 一 月



東海大學碩士學位論文考試審定書

東海大學資訊工程學系 研究所

研究生 翁 羿 群 所提之論文

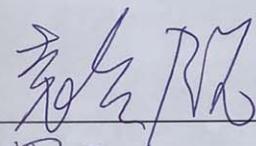
電腦視覺於板金產業製程自動化之應用研究

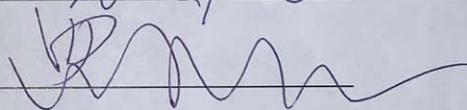
經本委員會審查，符合碩士學位論文標準。

學位考試委員會

召 集 人

委 員

 簽章


許瑞性

指 導 教 授

許瑞性 簽章

中華民國 108 年 1 月 18 日



摘要

傳統製造業在識別半成品或原料時，需要人工以肉眼比對設計圖和零件之間的差異並做上記號。作業員在長時間的作業後，常有人為疏失誤查單號或記號損毀、遺失，以至於後續工作無法正確且有效率地進行。

在此案例中，工廠已有導入 MES 系統和聯網的工具機，能即時的知道產線狀態，包括生產中的單號和機器是否正常工作中。因此，本研究將以電腦視覺、影像辨識和深度學習技術為基礎，解決人工作業在辨識物品、零件後續作業分流的失誤。並在工廠原有的生產作業中，輔助作業員提升生產效率、減少失誤，再結合 MES 系統指導作業員將半成品分流，提升不同工作站之溝通效率。

最後本研究架設資料庫系統，提供數據儲存作為後續大資料智慧分析與決策，讓本研究之系統能夠提高擴展性與多樣性，藉此提升開發時需要的可能。

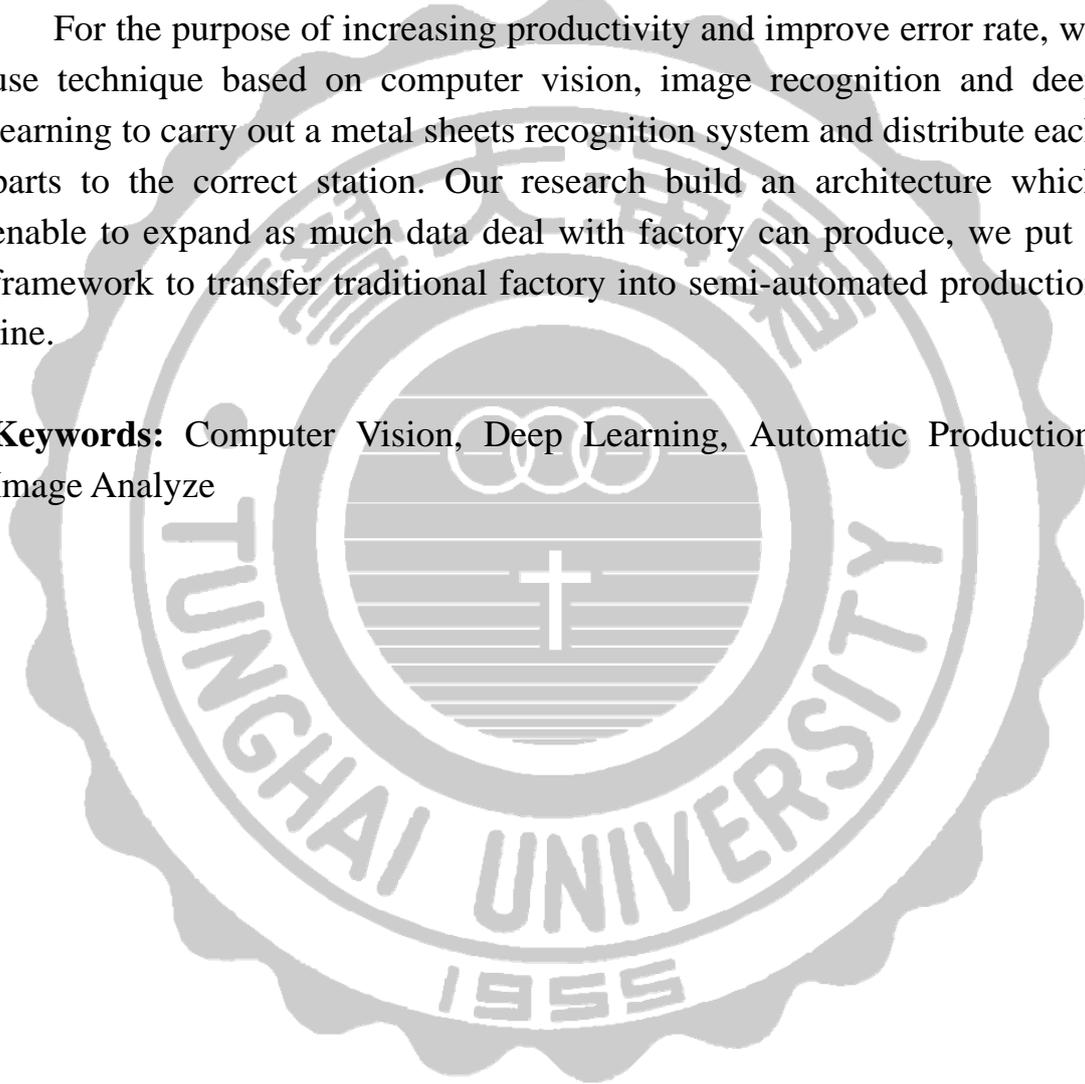
關鍵詞：電腦視覺、深度學習、製程自動化、影像分析

Abstract

In traditional industry, to recognize a metal parts rely on manual identified the difference between layout and parts. After long time working, orders or markers used to lost due to environment of the factory or human behavior, it lead to decreasing the efficiency of the factory.

For the purpose of increasing productivity and improve error rate, we use technique based on computer vision, image recognition and deep learning to carry out a metal sheets recognition system and distribute each parts to the correct station. Our research build an architecture which enable to expand as much data deal with factory can produce, we put a framework to transfer traditional factory into semi-automated production line.

Keywords: Computer Vision, Deep Learning, Automatic Production, Image Analyze



目錄

摘要	1
Abstract	2
目錄	3
圖目錄	4
圖表目錄	5
第 1 章 緒論	6
1.1 研究動機與背景	6
1.1.1 鈹金工廠現況	6
1.1.2 物件偵測	8
1.1.3 物件辨識和比對	9
1.2 章節概要	9
第 2 章 文獻探討	10
2.1 電腦視覺與影像分析技術	10
2.1.1 Faster R-CNN	10
2.1.2 深度學習 (Deep Learning)	11
2.2 卷積神經網路	12
2.3 Image Moments	12
2.3.1 矩 (Image Moments)	12
2.3.2 幾何矩 (Geometric Moments)	13
2.3.3 中央矩 (Central Moments)	13
2.3.4 幾何矩不變量 (Hu's Moments)	14
2.4 Find Contours	14
第 3 章 研究方法	16
3.1 訓練資料搜集	17
3.1.1 CAD 圖形資料剖析	17
3.1.2 DXF 文本處理	17
3.1.3 資料處理	18
3.1.4 影像正規化	19
3.2 卷積神經網路和影像特徵比對法	20
3.2.1 卷積神經網路	20

3.2.2 影像特徵比對法	22
3.3 物件偵測	24
3.3.1 Faster R-CNN.....	24
3.3.2 透過影像處理法	25
第 4 章 實作物件辨識平台	26
4.1 物件辨識工作台	26
4.2 影像擷取和辨識前處理	27
4.3 卷積神經網路預測	28
4.4 影像比對法	28
4.5 導入生產線	30
第 5 章 結論與未來展望	33
參考文獻	35

圖目錄

圖 1-1 多樣且複雜的鈹金	7
圖 1-2 切割的鈹材	7
圖 1-3 製造流程	7
圖 1-4 相似材積和特徵的鈹金圖	8
圖 2-1: FASTER R-CNN	11
圖 2-2: 卷積神經網路架構	12
圖 2-3: 區域的階層關係	15
圖 2-4: 輪廓和四種參數的相對關係	15
圖 2-5: RETR_TREE 回傳值的相對關係	15
圖 3-1: 架構圖	16
圖 3-2: DXF 文本	17
圖 3-3: DXF LAYERS 示意	18
圖 3-4: DXF 屬性之紅色線示意	18
圖 3-5: 程式碼示意	19
圖 3-6: 轉檔後的成品	19
圖 3-7: FINDCONTOURS 尋找所有封閉線條	、塗色後成品
圖 3-8: 影像擴增示意	20
圖 3-9: 四層之神經網路	21
圖 3-10: 用少層數的神經網路訓練 37 類	21
圖 3-11: 訓練 100 類	21

圖 3-12:VGG-16 架構圖	22
圖 3-13:VGG 16 辨識 100 類別	22
圖 3-14:尋找所有輪廓	22
圖 3-15:外輪廓和外接最小矩形示意	23
圖 3-16:凸包面積示意	23
圖 3-17:特徵存取之格式	23
圖 3-18:標記程式	24
圖 3-19:成對的影像和標記資料	24
圖 3-20:訓練結果	24
圖 3-21:使用尋找最小外接舉行偵測物件	25
圖 4-1:測試環境	26
圖 4-2:補光前後差異	27
圖 4-3:前處理流程	27
圖 4-4:前處理結果	27
圖 4-5:物體偵測預測結果	28
圖 4-6:無法正確排名和候選之物件	29
圖 4-7:內外輪廓比	30
圖 4-8:現場導入之辨識工作台	31
圖 4-9:操作介面	31
圖 4-10:辨識工作操作流程	31
圖 4-11:匯入資料操作介面	32
圖 4-12:匯入資料特徵抽取操作流程	32
圖 5-1: 辨識平台差異	1

圖表目錄

圖表 4-1:孔洞數、面積比、周長比交集和 HU'S MOMENT 排名結果	29
圖表 4-2:加入了短邊比、長邊比、長短邊比和內外輪廓比之結果	30

第1章 緒論

1.1 研究動機與背景

現今科技日新月異，許多產業都已經漸漸地進行資訊轉型，透過資訊科技取代傳統模式，例如：監視追蹤、醫療服務等。而電腦視覺(Computer Vision)和影像辨識(Image Recognition)便在此佔有很重要的角色，這些技術漸漸取代很多人工作業中繁鎖且細微的工作，藉此精密且穩定的工作，維持甚至提升工作的效率。在許多領域上例如：D.Martinez Gila 等人[1]將電腦視覺技術用在分類橄欖，用鏡頭拍攝影像後，以 Matlab 透過 FDA(Fisher discriminant analysis)[2]做分類；陳建宏[3]等人以物件偵測、區域卷積神經網路作為核心技術對魚類所在區域做偵測。在航空上，Xiaobin Li 等人[4]，利用卷積神經網路針對影像是否含有飛機作辨識。WANG YU 等人[5]則對於工業攝影機(CCD)拍攝到的影像，以光學文字識別(OCR)的技術，提取影像中金屬板上的文字以認知、存取他的製造日期或編號。

在國內傳統的製造業中，大部分都仰賴大量人工作業去達到產能，但因許多產業在特殊專業上或特異性，需要依賴有經驗之師傅進行操作和工作。在本研究中的鈹金產業，主要以人工方式進行原料的分類、分流、進料、加工，而原料成形之後也依賴人工進行識別進而包裝、出貨。儘管現在大部分傳統產業都已有製造執行系統(Manufacturing Execution System，簡稱 MES) [6] 協助指示工作流程，但在鈹金業中，當金屬原料經由雷射切割機完成切割產出金屬物件後，須仰賴受過長期訓練的員工判別、做記號並分配物件至指定的工作站，等待下一站員工的加工。因此長時間的作業，會使人員產生疲憊以致於誤查單據、漏失標記或送錯工單，此將影響生產線的生產效率甚至使生產線停擺。

1.1.1 鈹金工廠現況

工廠的工作流程上是客戶下訂單後，工廠製圖與客戶往來數次決定成品規格，再由生管人員進行安排，決定進料種類、雷射切割機排

版、折彎機、焊接站、出貨時間...等規劃。而雷射切割機完成切料後，需要由員工由母鈹上一件一件取下，再依照製令貼上所屬的 QRCode 標籤。根據訪問工廠時了解，每天大約需要花四小時在比對製令與零件上，而每天也可能會產生一千種以上不同種的鈹材，大量的小型鈹金、相似鈹金，都會增加判斷的時間。

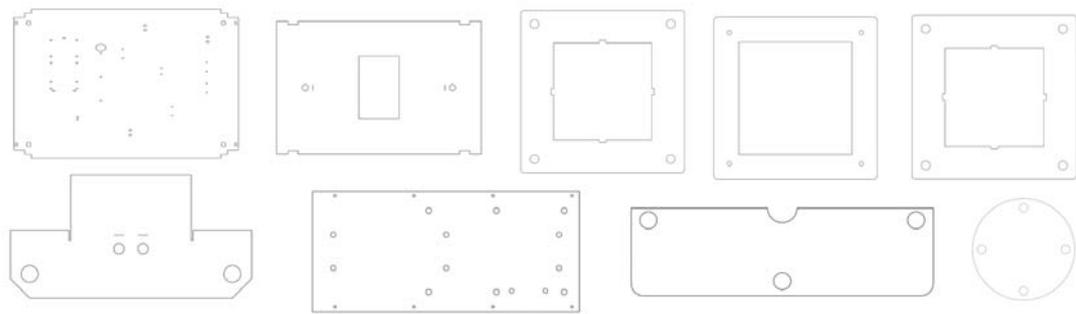


圖 1-1 多樣且複雜的鈹金

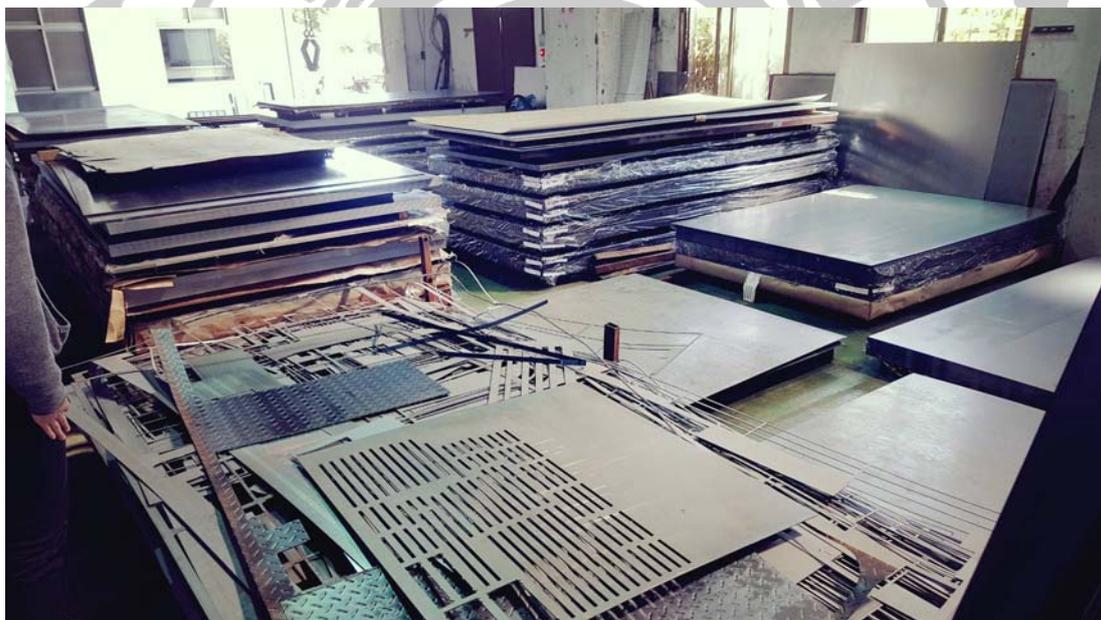


圖 1-2 切割的鈹材



圖 1-3 製造流程

因此工廠的產能瓶頸是在於生產切割出的鈹材比對生產製令貼上標籤，並通知下一站工人前來運送。在貼上標籤的過程中，有許多細節例如：尺寸、切割孔洞...等都需要注意，因此會耗費不少的時間在

辨識上。而當人工速度趕不上切割機的速度，即會降低工廠的生產效率。

本研究目的在於提升此步驟的效率，希望減少比對所花費的時間，透過電腦視覺對未成品進行辨識、比對，並和 MIS 系統溝通進行報工、指示分派的順序。

研究初期，使用機器學習的技巧，分別進行物件偵測和物件辨識，一開始都可以獲得不錯的效果。但在資料量逐漸提升後，物件辨識會開始降低比對效果。本研究便轉往使用圖形辨識的方法，透過描述影像，對物件的長、寬、面積、孔洞數...等特徵進行篩選比對。也因此降低了伺服器的運算成本和運算所花費的時間成本。

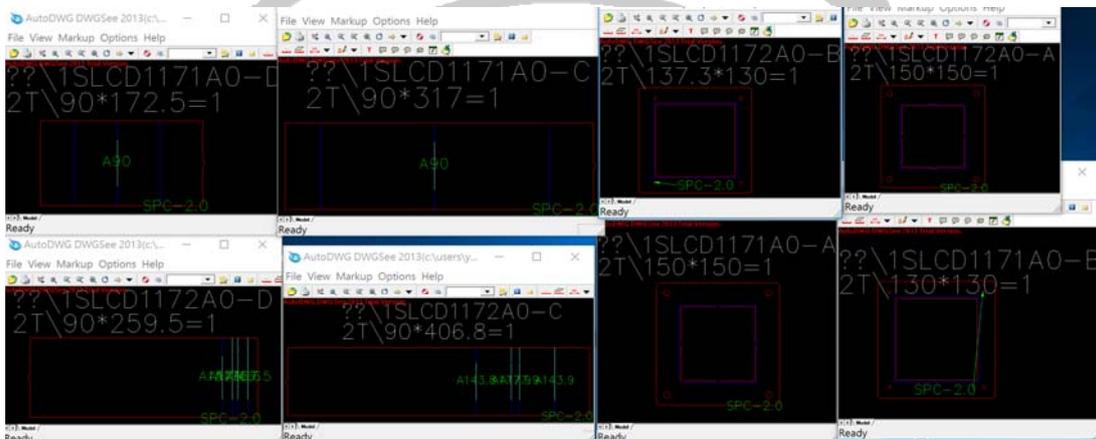


圖 1-4 相似材積和特徵的鈹金圖

檢測流程上，將大致分為兩個區塊：

1.1.2 物件偵測

由於工廠的環境雜亂，本研究會透過深度神經網路 Faster R-CNN 演算法，此演算法會預測影像中可能存在物件之區域。但因訓練的金錢、時間成本不夠經濟加上在即時的環境下抓取物件的方法不夠即時，因此也提出了另外一個作法。

當環境光源是可控制的情況下，可以使用影像處理方法，透過掃描影像尋找物件邊緣或物件輪廓加以計算，找出擬合物件的最小矩形區域，即可達到 Faster R-CNN 之效果。

找出物件之後，將其裁切取出並透過影像處理，將其整理為標準影像後並送入下一區塊進行辨識和比對。

1.1.3 物件辨識和比對

在研究初期辨識和比對方法上，提出使用卷積神經網路進行抽取特徵和訓練，但因為鈹金的特徵不像一般生活上常見的物體一樣豐富，加上工廠是屬於高度客製化的工廠，鈹金樣式和類別會不斷的増加。而因工作流程上需要在鈹金生產前即完成訓練，因此唯一能用以做為訓練資料的為 CAD 向量影像，難以進行學習。

因此後期使用傳統影像處理，針對每一形體的特徵進行比對。電腦視覺對於抽取影像特徵，有許多種選擇：邊緣、顏色、強度、動量、直方圖、主成份等。除了特徵以外還有各種描述方式：周長、面積、重心等。分別完成抽取 CAD 向量影像的特徵抽取和實際影像特徵抽取後，進行比對並排列候選後待使用者進行確認，完成分類後，將辨識結果透過 MES 指示送至指定的工作站。

1.2 章節概要

本研究主要探討並建構一個物件偵測與分類，並且結合現有傳統製造業的工作流程。輔助現場人員識別生產中的子零件並進行分配、分流，透過回傳機制可以回報生產管理部門之 MES 系統增進產線的品質、生產效率。

因此在此架構下，第二章節文獻回顧中會探討技術文章，介紹本研究需要使用到的技術。第三章節研究方法中提出針對此研究使用的物件偵測演算法、物件分類的深度神經網路。第四章節會實作物件辨識平台，由資料搜集、影像擷取、影像辨識和分類、完成報工，並且討論實際上線遇到的問題和解決方法。

第2章 文獻探討

機器學習已經在多種領域和研究範圍廣泛的應用，Yann LeCun 等人[7]提出基於卷積神經網路(Convolution Neural Network)對影像上的分析有著很大的貢獻，其中卷積神經網路是類神經網路的延伸，包含負責將輸入的影像抽取特徵的多個卷機層(Convolution Layer)、降取樣層(Subsampling Layer)、負責決策給出答案的全聯階層(Fully Connected Layer)。物件檢測(Object Detection)上也有 Wei Liu 等人提出的 SSD(Single Shot MultiBox Detector) [8]、J.Redmon 等人提出的 YOLO(You Only Look Once)[9]是基於回歸的方法速度較區域候選(Region Proposal)方法慢。而區域候選方法有以 R-CNN、Fast R-CNN、Faster R-CNN..等，R-CNN 和 Fast R-CNN 都先需要經過 Selective Search 做區域候選，這步驟較為緩慢，因此 Ross Girshick 等人提出 Faster R-CNN [10]透過 CNN 網路中的 feature map，大大提升選出可能含有物件區域的速度。

2.1 電腦視覺與影像分析技術

2.1.1 Faster R-CNN

Faster R-CNN 是基於區域提案網路(Region Proposal Network, RPN)加上 Fast R-CNN 改進而成的，對於圖像物件偵測有著良好的效果。

Faster R-CNN 主要分為幾個部分：首先輸入圖片，由數層卷積層(Convolution Layer)、池化層(Pooling Layer)也就是 CNN 網路的基本架構對其進行特徵提取，取得特徵圖(Feature Map)。再來利用 RPN 對 Feature Map 進行處理，目的在於尋找包含物件的區域(Region)。(如圖)最後透過 RPN 網路選出的區域與 CNN 網路提取出的 Feature Map 進行感興趣區域網路(Region of Interest, ROI)的計算和尋找。而這部分將得到區域的類別，區域的大小和位置(Bounding Box)，將幫助後面進行物品便是擷取區域。

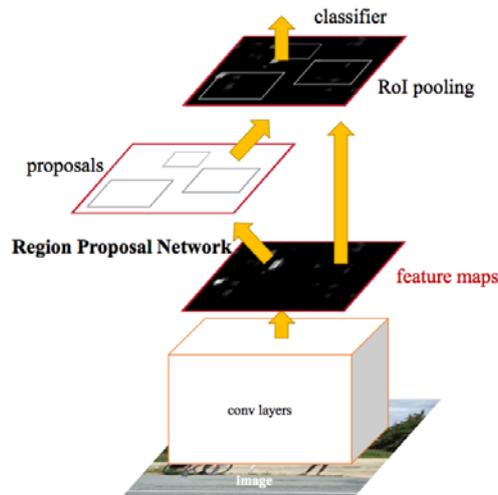


圖 2-1: FASTER R-CNN

2.1.2 深度學習(Deep Learning)

深度學習是機器學習的一種分支[7]，是基於類神經網路加上多層網路，在電腦視覺辨識上擁有很良好的效果，也對於傳統機器學習領域上的監督式學習、非監督式學習有顯著的幫助。

深度學習主要的優勢在於特徵的抽取，輔助神經元對於影像的認知。舉例來說，一張影像可以用像素強度向量值、影像中特定區塊形狀、孔洞、線邊之間的距離，深度學習利用多層的網路替我們抽取多種特徵以代表一張影像再送入神經元中做判斷。

針對本文對於金屬物件的偵測，本論文先使用 Faster R-CNN 作為物件偵測的架構。Faster R-CNN 乃基於區域候選網路(RPN)，對待檢測的影像中通過紋理、色塊、邊緣、線條等資訊，尋找可能存在物件的區域。而在取出物件的可能區域後(ROI)便送入 CNN 網路中對物件進行辨識、分類。

2.2 卷積神經網路

卷積神經網路(Convolution Neural Network, CNN)，是深度學習的一種框架之一，對於影像分系和辨識有很良好的效果。卷積神經網路是類神經網路的延伸，包含多個卷積層(Convolution Layer)和降取樣層(Sampling Layer)。卷積層一般來說負責將影像中的特徵抽取出來，抽取出來的特徵圖會與輸入的圖擁有相同的維度，而取樣的張數則視資料類型而異。降取樣層會根據卷基層取出的特徵圖重新定義，並作降低維度以減少網路的訓練量。而多次做完這些步驟後，再經由平坦層(Flatten)將多維度陣列轉為一維陣列，將資料輸入全連接層(Fully Connected Layer)，即是一個基本的 CNN 網路。

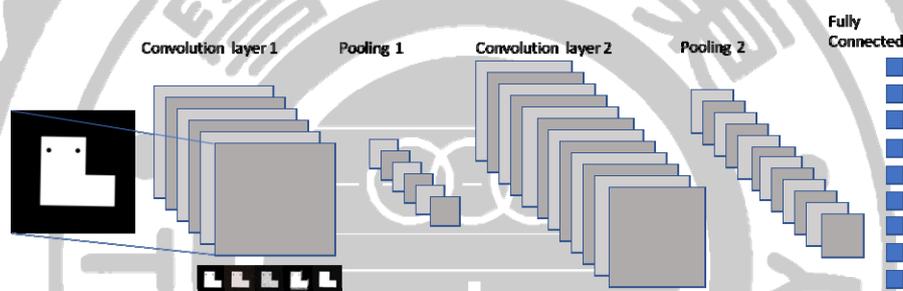


圖 2-2:卷積神經網路架構

2.3 Image Moments

在影像辨識領域中，有許多的檢索特徵的運算公式，其中由 Ming-Kuei Hu [11]在 1962 年所提出的七個不變矩(Hu' s Moment)，是應用最多的方法，他是由幾何矩(Geometric Moments)經過中心化得到的中心矩(Central Moments)計算而成的，意義在於一個物件不論經過旋轉、縮放、位移、水平翻轉、垂直翻轉等，其矩值仍能保持相當的值。

2.3.1 矩(Image Moments)

在物理力學中，是用來表示物體的動能。在數學上則是用來表示隨機變量的分布狀況，而若用在影像上，可以將影像的灰度值(Gray Scale)當作二維的空間分佈函數，矩的概念則可以用在抽取影像的特徵。在電腦視覺中，將特定的像素強度做特定的加權計算，即可得到

具有特殊性質的值。因此透過這些訊息，便可以在影像之間做比對。

2.3.2 幾何矩(Geometric Moments)

二維連續函數 $f(x,y)$ ，第階的幾何矩定義為：

改以灰階值(Gray Scale)強度重新表示，在 $i, j = 0, 1, 2, \dots$ 中：

$$M_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j f(x,y)$$

在特定情況下，可以再以機率密度函數做計算，將其除以下式：

$$\sum_x \sum_y f(x,y)$$

而 M_{00} 即可代表一個圖形的面積，可表示為此圖形的質心。

2.3.3 中央矩(Central Moments)

二維連續函數 $f(x,y)$ ，第階的中央矩定義為：

中央矩等式又可以以幾何矩組成：

$$\mu_{00} = M_{00}$$

$$\mu_{01} = 0$$

$$\mu_{10} = 0$$

再來歸納出中央矩與幾何矩之間的關係：

2.3.4 幾何矩不變量(Hu' s Moments)

幾何矩不變量是由 Hu[11]在 1962 年提出，經由中央矩和幾何矩的基礎上設計出了七個矩，通稱 Hu' s Moments。並證明這七個數值在經過平移、旋轉、放大縮小等變形不會受到影響，換句話說，Hu' s Moments 能夠描述影像的狀態，用其數值進行比對可以拿到相當高的準確率。

七個矩不變量分別為：

$$\begin{aligned} hu[0] &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ hu[1] &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ hu[2] &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ hu[3] &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ hu[4] &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ hu[5] &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ hu[6] &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned}$$

2.4 Find Contours

OpenCV 中尋找輪廓有著 FindContours 功能，他可以遞迴的尋找影像中各個邊界。在 1985 年，Satoshi Suzuki 提出一篇論文[12]，文中介紹兩種演算法來實現輪廓提取，輸入的資料如標題是二值化的影像。其中第一種演算法確定二值化影像邊界之間的關係，也就是確定了最外輪廓、孔洞輪廓以及他們的層次關係。而這些輪廓和原圖的區域有對應關係：外輪廓對應之像素值(pixel)為 1 的連通區域(connected component)，相對的像素值為 0 的可以表示為背景和孔洞。

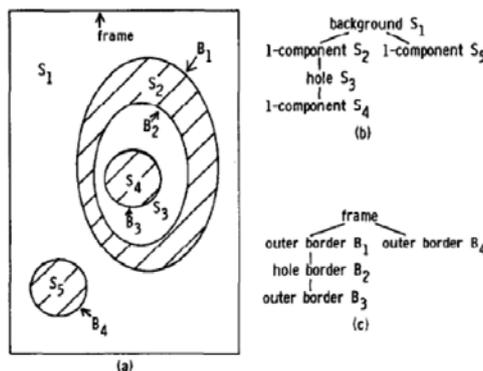


圖 2-3: 區域的階層關係

而在 OpenCV 實作中提供了幾種階層尋找、儲存各種階層關係，如 `RETR_EXTERNAL` 尋找最外框、`RETR_CCOMP` 只分為內框和外框、`RETR_TREE` 儲存完整的階層關係可以清楚地告知每一層匡線之上下關係、`RETR_LIST` 則不分任何階層儲存所有輪廓也是搜尋速度最快的方法。

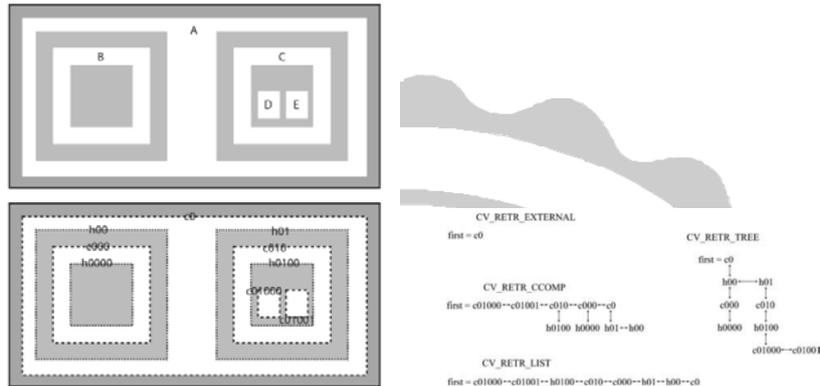


圖 2-4: 輪廓和四種參數的相對關係

而以 `FindContours` 的參數 `RETR_TREE` 來操作實際的應用，會發現其返回資訊包括：`Next`、`Previous`、`First Child`、`Parent`。`Next` 為與選擇的輪廓屬於同層的下一條輪廓，`Previous` 目前輪廓層級的上一條輪廓，這與 `Next` 是相對的概念。`First Child` 表示下一層級的第一條輪廓，而與其相對的還有 `Parent`，表示上一層級的輪廓。

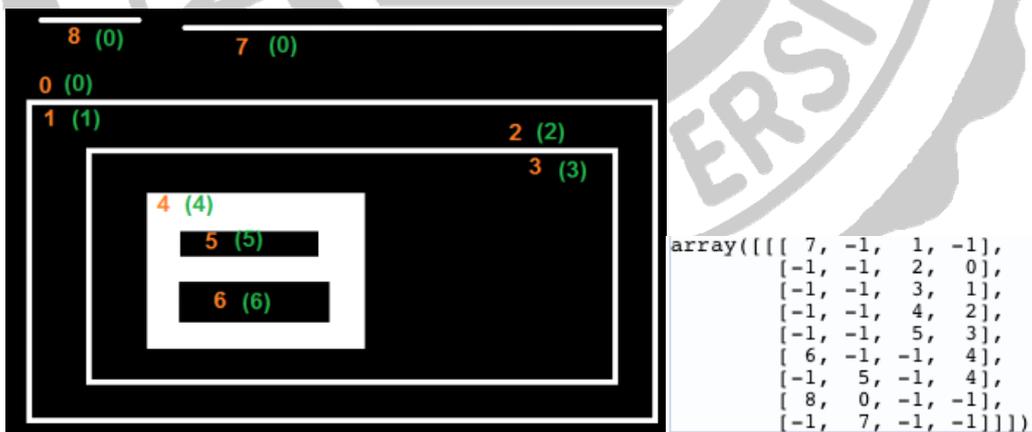


圖 2-5: `RETR_TREE` 回傳值的相對關係

第3章 研究方法

本章節會論述本研究中各項技術的實作、改進方法和策略，以三部分論述。

第一部分為訓練資料搜集，因工廠雷射切割機器間溝通以電腦輔助設計(Computer Aided Design, CAD)[13]製圖格式，而欲透過影像辨識實際由雷射切割機生產出的金屬物件，因此先需將 CAD 向量圖檔大量轉換為 JPEG、PNG 等點陣圖檔，再將圖檔擴增、旋轉並且上色模擬實際金屬零件。

第二部分為抽取影像資訊的方法，將分別論述深度學習和傳統影像處理之方法。

第三部分為實際影像的物件檢測系統，擷取進入系統後，灰階、二值化後同樣透過第二部分的方法與設計圖進行比對。

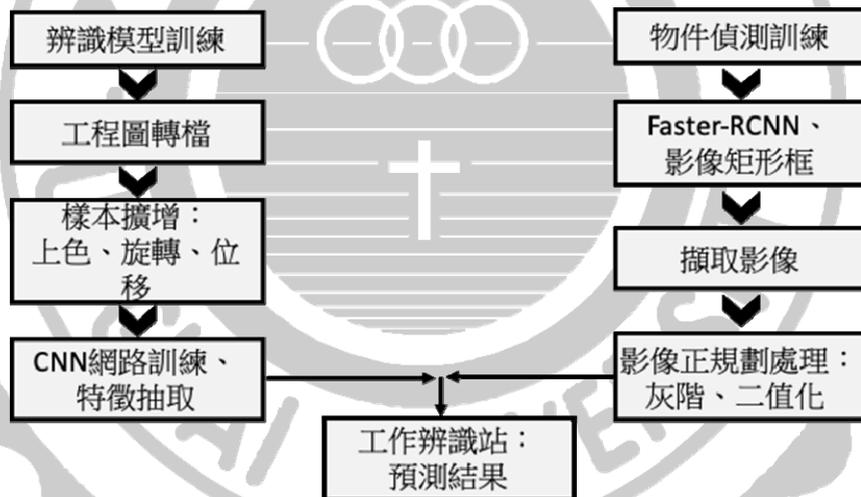


圖 3-1: 架構圖

3.1 訓練資料搜集

本研究最大的挑戰在於，能夠作為訓練資料的是非真實影像的 CAD 設計圖，加上只需要一點點修改即會產生新的類別。而又因為工廠方生產線需持續進行並無法因研究所需暫停將所有在庫的設計圖、鈹金樣式輸出供本研究建立訓量樣本。

3.1.1 CAD 圖形資料剖析

CAD 檔案全名為(Computer Aided Design)，是一種標準的工程、設計圖型的溝通標準。在本案中工廠使用的檔案為 DXF 檔案，DXF[14](Drawing Exchange Format)是由 Autodesk 公司為自家產品 AutoCad 繪圖工具軟體所研發的文件格式，便於和相同性質的軟體進行交叉設計、讀寫等工作。

ASCII 格式的 DXF 可以用文字編輯器查看，用肉眼便可以進行初略的檢查。而它的基本結構組成由：Header, Classes, Tables, Blocks, Entities, objects, Thumbnailimage, End of File 等，會因為產業的需求部分工具機械廠會為其設計新的屬性

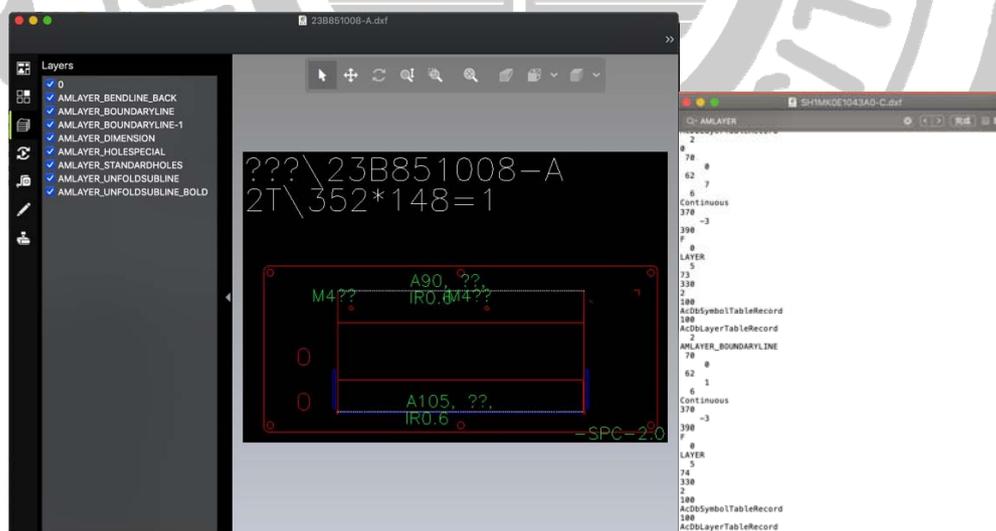


圖 3-2: dxf 文本

3.1.2 DXF 文本處理

因研究上只針對明顯的外觀進行辨識，如圓孔、方孔、外輪廓、

內輪廓，不需要 DXF 檔案中其他的資訊。因此選擇了 python 套件庫中的 dxfgrabber 1.0[15]，可以透過 Entities、Layers 等單獨解析所需資訊。研究初期選擇的是雷射切割機廠商為 DXF 撰寫的外掛”AMLAYER”，進行解析，但會發現這些 Layer 並無明確的定義。

<pre> 1 kk = [] 2 for k in dxf.layers: 3 # if k.color==1: 4 print(k.name) 5 kk.append(k.name) 6 print(kk) </pre>	<pre> 0 AMLAYER_BOUNDARYLINE AMLAYER_STANDARDHOLES AMLAYER_FORMING_UP AMLAYER_FORMING_DOWN AMLAYER_HOLESPECIAL AMLAYER_BENDLINE_BACK AMLAYER_BENDLINE_FRONT AMLAYER_UNFOLDSUBLINE AMLAYER_UNFOLDSUBLINE_BOLD AMLAYER_INNERLOOPS AMLAYER_JOINT AMLAYER_MARKING AMLAYER_SEAMLINE (MAIN) AMLAYER_SEAMLINE (SUB) AMLAYER_THICKNESSLINE AMLAYER_DIMENSION 15 </pre>	<pre> AMLAYER_BOUNDARYLINE AMLAYER_STANDARDHOLES AMLAYER_FORMING_UP AMLAYER_FORMING_DOWN AMLAYER_HOLESPECIAL AMLAYER_BENDLINE_BACK AMLAYER_BENDLINE_FRONT AMLAYER_UNFOLDSUBLINE AMLAYER_UNFOLDSUBLINE_BOLD AMLAYER_INNERLOOPS AMLAYER_JOINT AMLAYER_MARKING AMLAYER_SEAMLINE (MAIN) AMLAYER_SEAMLINE (SUB) AMLAYER_THICKNESSLINE AMLAYER_DIMENSION 20 </pre>
--	--	--

圖 3-3: dxf layers 示意

多次和廠商溝通、請教後，發現他們只針對”紅色”的線作為識別，因此後續都對紅色的層進行解析。

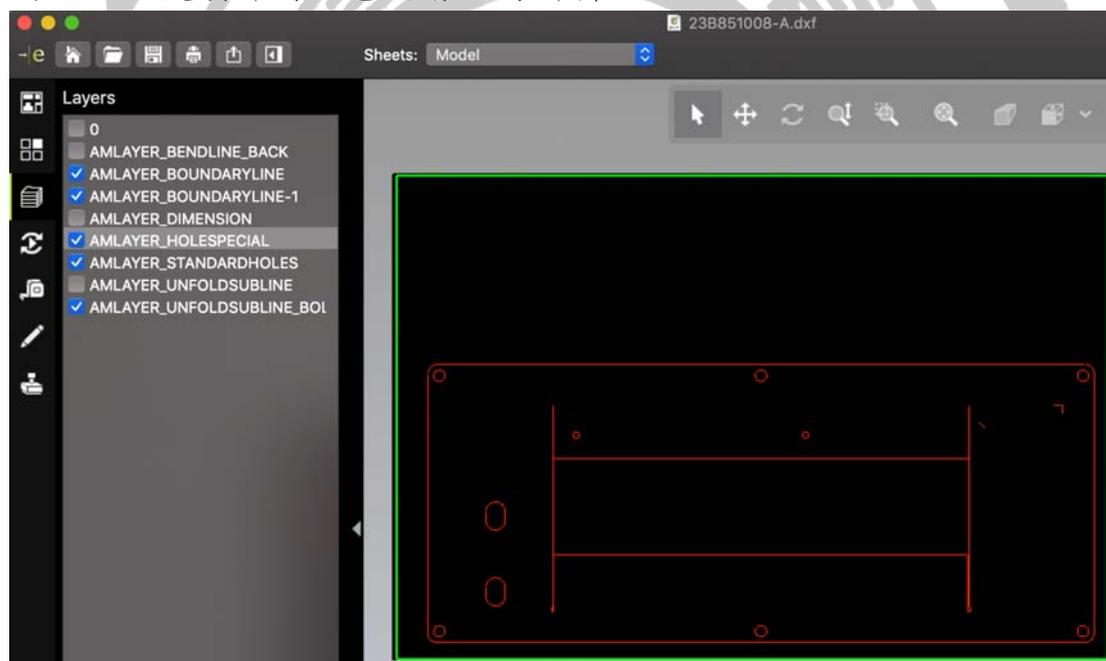


圖 3-4:DXF 屬性之紅色線示意

透過 dxfgrabber 套件解析後，可以拿到如起點座標、終點座標、圓心座標、起點角度、終點角度等資訊。

3.1.3 資料處理

上一步驟取得線條資訊後，便透過 python 套件庫中的 matplotlib，matplotlib 在資料科學中善於將資料視覺化的套件。將線條資訊繪製在畫布上，再存儲成 png 格式。

```

1 for e in dxfpah.entities:
2     if e.dxfatype == "CIRCLE":
3         plt.gca().add_patch(mp.patches.Circle
4             (xy= (e.center[0], e.center[1]),
5              radius= e.radius, ec= "black",fc='none', lw= 0.5))
6     elif e.dxfatype == "ARC":
7         plt.gca().add_patch(mp.patches.Arc
8             ((e.center[0]), (e.center[1])),
9             (2*e.radius), (2*e.radius),
10            theta1 = (e.start_angle),
11            theta2 = (e.end_angle), linewidth = 0.5, color = "black" ))
12    elif e.dxfatype == "LINE":
13        verts = [(e.start[0],e.start[1]), (e.end[0], e.end[1])]
14        codes = [mp.path.Path.MOVETO, mp.path.Path.LINETO]
15        path = Path(verts,codes)
16        patch = mp.patches.PathPatch(path, color='black', lw=0.5)
17        plt.gca().add_patch(patch)
18

```

圖 3-5:程式碼示意



圖 3-6:轉檔後的成品

3.1.4 影像正規化

轉檔完成的圖形如上所示，但只有線條還是不足以進行辨識、抽取特徵，因此在此步驟透過 OpenCV 套件提供之 FindContour 遞迴式的尋找每一層的輪廓並對其填色。FindContour 功能可以尋找圖像中每一個封閉區域，透過參數 cv2.RETR_TREE 可以階層式的儲存階層，因此便可以達到塗色的功效。



圖 3-7: FINDCONTOURS 尋找所有封閉線條、塗色後成品

3.2 卷積神經網路和影像特徵比對法

3.2.1 卷積神經網路

在本小節中，將分為兩小部分，第一部分將說明準備訓練卷積神經網路需要的資料，第二部分將說明，此研究所選用的神經網路。

A 訓練資料擴增

在深度學習中，最重要的一環是資料的收集，我們需要給予網路足以辨識的特徵，讓網路對欲辨識的物件增加認知能力。而在此鈹金案例中，金屬片上的孔洞、稜角、旋轉角度，皆是他的特徵。因此，我們將每一個訓練樣本將他每五度旋轉一次、等比例縮小、隨機位移(如圖)，每一類總共產生大約 1500 張樣本，最後依{ 訓練樣本:驗證樣本}={ 8: 2 } 的比例分配。

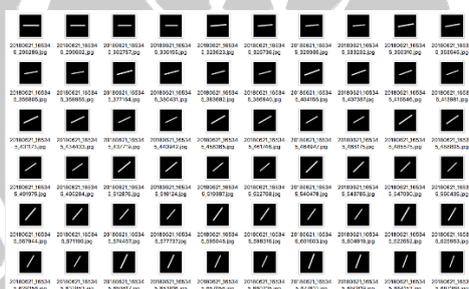


圖 3-8:影像擴增示意

B 卷積神經網路

研究初期，從工廠取得的資料種類並不多，因此測試上本研究先實作一個三層卷積層和一層最大池化層的網路。

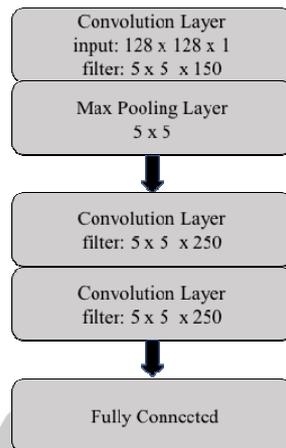


圖 3-9:四層之神經網路

而訓練結果說明，在此種網路中，我們可以拿到相當高度的準確率，獲得 90% 以上的準確度，但在部份比例、形狀、孔洞數量相當類似的圖形上，模型無法辨別造成網路無法收斂。

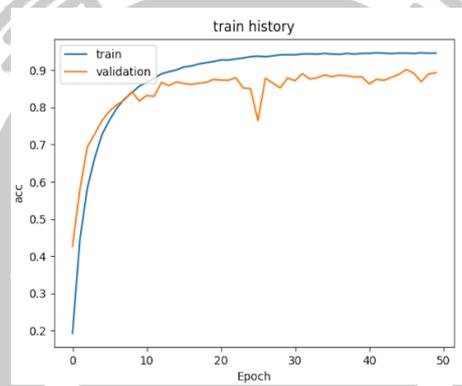


圖 3-10:用少層數的神經網路訓練 37 類

但是當資料類別增加至超過一百類後，本論文針對特徵不夠多的圖形資料所應用之簡易的 CNN 網路，即開始無法對資料進行辨識。

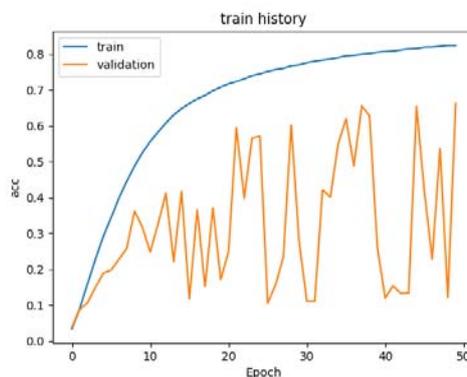


圖 3-11:訓練 100 類

因此，策略上本研究改用 VGG-16[17]，有 13 層卷積層(Convolution Layer)和 3 層全連接層(Fully Connected Layer)合計 16 層而得名。他能夠辨識 ImageNet 中 1000 類，涵蓋貓、狗、大象、交通工具..等等，

而達到 90% 的準確率。實驗證明，vgg 16 也在本論文的資料中得到了很好的結果。

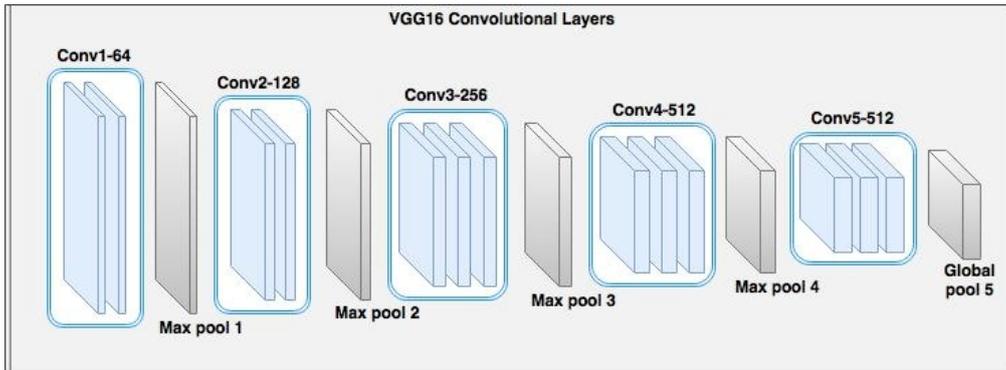


圖 3-12:VGG-16 架構圖

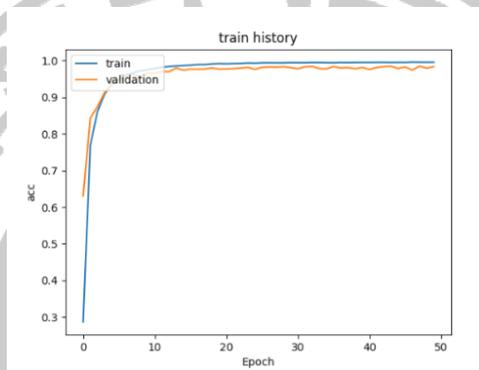


圖 3-13:VGG 16 辨識 100 類別

3.2.2 影像特徵比對法

深度神經網路面對到多樣化的資料後，因為鈹金類別太過於相似，因此改使用傳統影像處理針對各種特徵進行比對：孔洞、邊緣數等。

第一個階段：透過 OpenCV FindContours，找到幾何圖形的所有孔洞，便可以計算此物件的孔洞數。如圖的紅線。

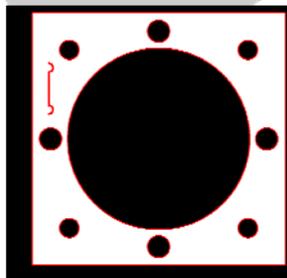


圖 3-14:尋找所有輪廓

第二個階段：透過 OpenCV minAreaRect，找出幾何圖形最小的外接矩形，計算其矩形面積和輪廓面積比、矩形周長和輪廓周長比。如圖左和右的關係。

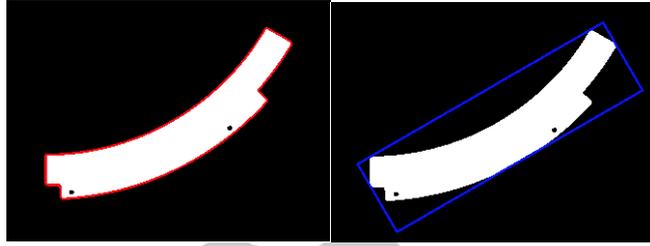


圖 3-15:外輪廓和外接最小矩形示意

第三個階段：計算 Solidity，Solidity 為物體實際面積和凸包面積的比值 (Real Area/ Convex Hull Area)，凸包面積為最貼近幾何圖形但無凹陷的最小面積，如圖的綠線範圍。

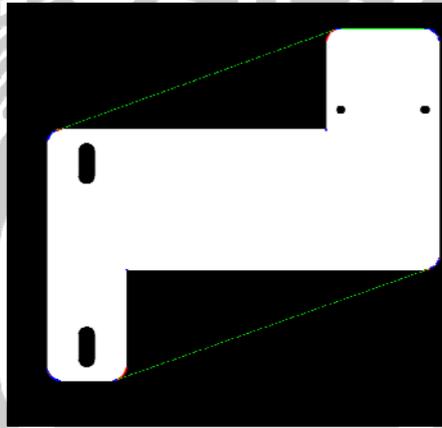
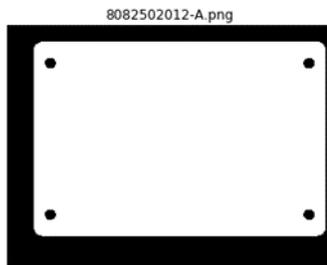


圖 3-16:凸包面積示意

第四個階段：透過 Hu' s Moment 先前在介紹章節說明的七個 Hu' s Moment 計算出各個數值。

綜合上述四種特徵抽取的方法，孔洞數、面積比、周長比、Hu' s Moment 的特徵值的格式：



```
{'f_holes': 5.0, 'f_area': 0.9983288377981812, 'f_arc': 0.9888055194619197, 'f_moment_1': 0.0007058409767926596, 'f_moment_2': 7.237944519953283e-08, 'f_moment_3': 1.0677008064171379e-17, 'f_moment_4': 1.1439886732904774e-18, 'f_moment_5': -3.7895393977145706e-36, 'f_moment_6': -2.9890782794017224e-22, 'f_moment_7': -1.2745464217729334e-36, 'f_solid': 0.9992609165850318}
```

圖 3-17:特徵存取之格式

3.3 物件偵測

3.3.1 Faster R-CNN

Faster R-CNN 是基於卷積神經網路(CNN, Convolution Neural Network)和區域提案網路(RPN, Region Proposal Network)所建構出的神經網路。

訓練上，需要事先對影像中存在物件進行標記，使神經網路知道物件在影像中所在的區域。因此，研究中使用 ImgLabel 套件對本研究案中的資料進行標記，再將文本和影像成對的輸入神經網路中進行訓練。



圖 3-18:標記程式



```
<filename>Untitled 32.png</filename>  
<path>\\1qwrld1156a0-c\Untitled 32.png</path>  
...  
<bndbox>  
  <xmin>310</xmin>  
  <ymin>231</ymin>  
  <xmax>646</xmax>  
  <ymax>547</ymax>  
</bndbox>
```

圖 3-19:成對的影像和標記資料

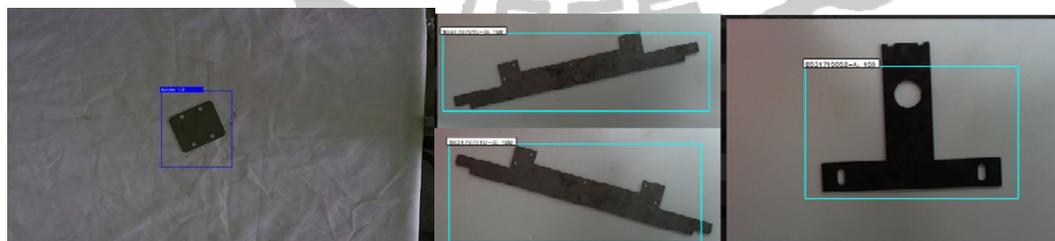


圖 3-20:訓練結果

但是，當光源不佳、光源凌亂時，Faster R-CNN 所預測的結果會相當的差，再加上先期進行訓練的時間成本、預測需要具備 GPU 系統的金錢成本，並不適合案例中欲導入傳統產業現有的工作環境上。

3.3.2 透過影像處理法

因此，本研究嘗試透過使用 OpenCV 之 FindContours，利用其尋找最小外接矩型，以此來仿製 Faster R-CNN 之 Bounded Box 之效果，而實驗結果證明，無論形狀如何細長、凹凸，在此方法中皆可以穩定地找出一個包含物件的矩形。



圖 3-21:使用尋找最小外接舉行偵測物件

第4章 實作物件辨識平台

本章節將實作物件辨識平台和討論實際接上產線後的狀況，並佐以結果分析探討問題發生的原因和改善方法。

4.1 物件辨識工作台

在工廠的流程中，工廠生產鈹金的過程為金屬板材經過雷射切割機裁切後，將切割出的金屬件脫料，再由師傅人工辨別料號、貼上二維標籤決定後續要進入焊接、折彎、塗料之先後順序。

本研究的物件辨識工作台，將介入產線流程於雷射切割機之後，輔助員工進行辨識。設計上，攝影機架設於一個矩形平台上，攝影機距離平台 80 公分高，平台尺寸 90 公分乘以 90 公分。

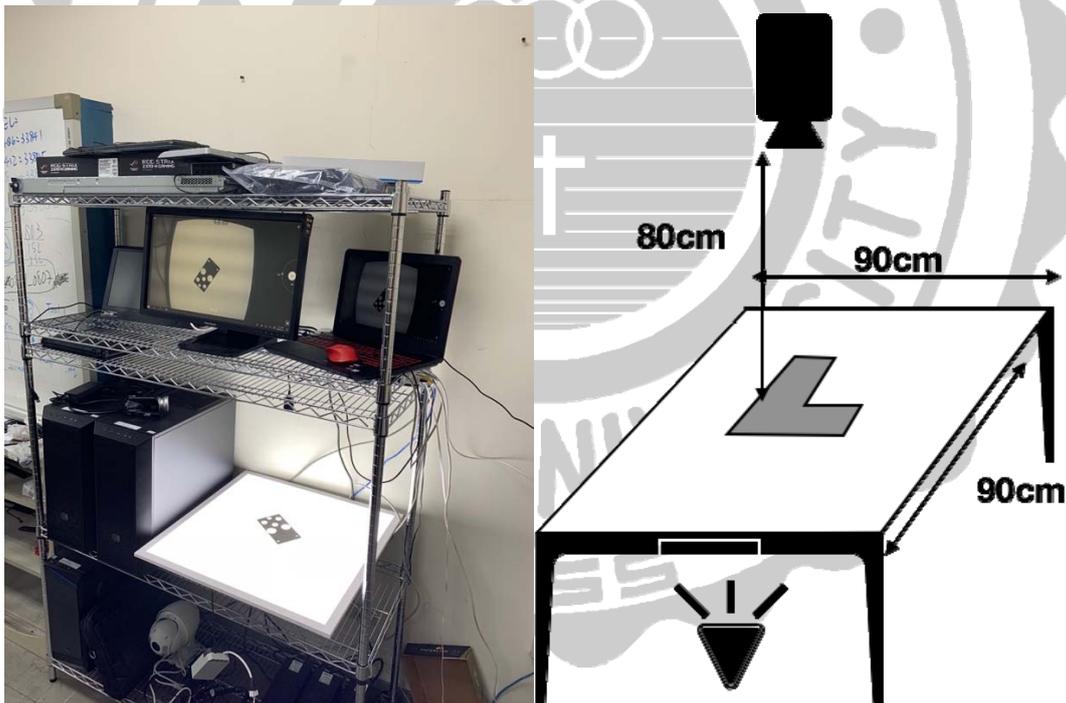


圖 4-1:測試環境

而為了不受現場環境光線的影響，本研究試著以底下補光的方式使攝影機拍攝的畫面達到類似過曝的效果，也將物件上一些油污過濾掉非常適合後續進行影像處理。

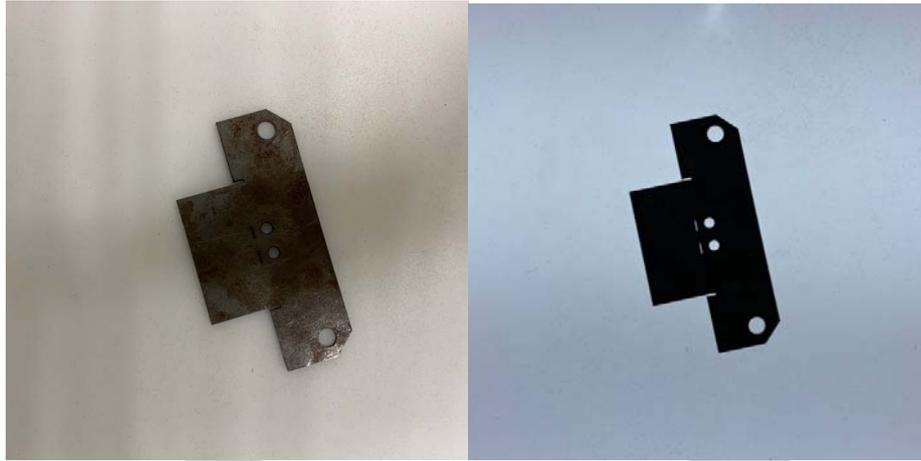


圖 4-2:補光前後差異

4.2 影像擷取和辨識前處理

前一章所設計之物件偵測技術 Faster R-CNN 或影像處理法，便在程式擷取影像後透過物件偵測技術得到的 Bounded Box，將影像擷取下來再進行前處理。影像前處理，透過 OpenCV 將影像灰階化、二值化後，基本上可以得到如同上色過後的雷射圖的樣子。

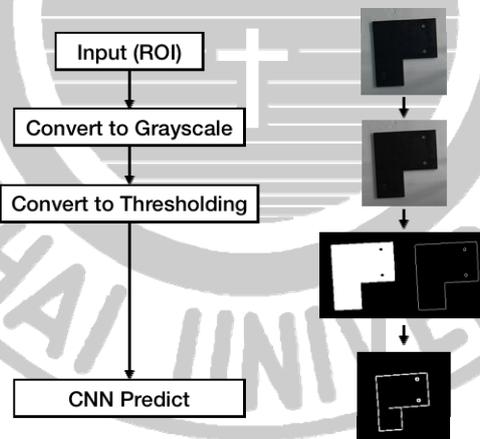


圖 4-3:前處理流程

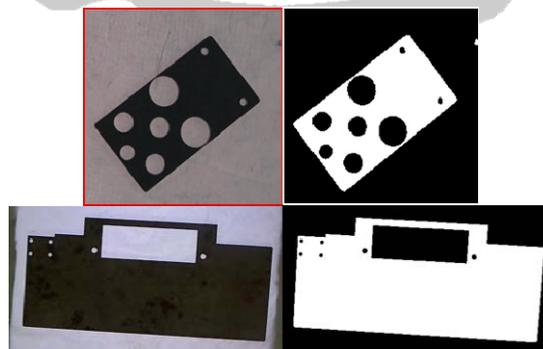


圖 4-4:前處理結果

4.3 卷積神經網路預測

如同第三章時說明，在物件類別不多時，其實辨識的結果相當的良好。但是因為訓練效果、花費成本和欲辨識的類別多樣少量的考量下在研究中期，即轉為影像比對法。

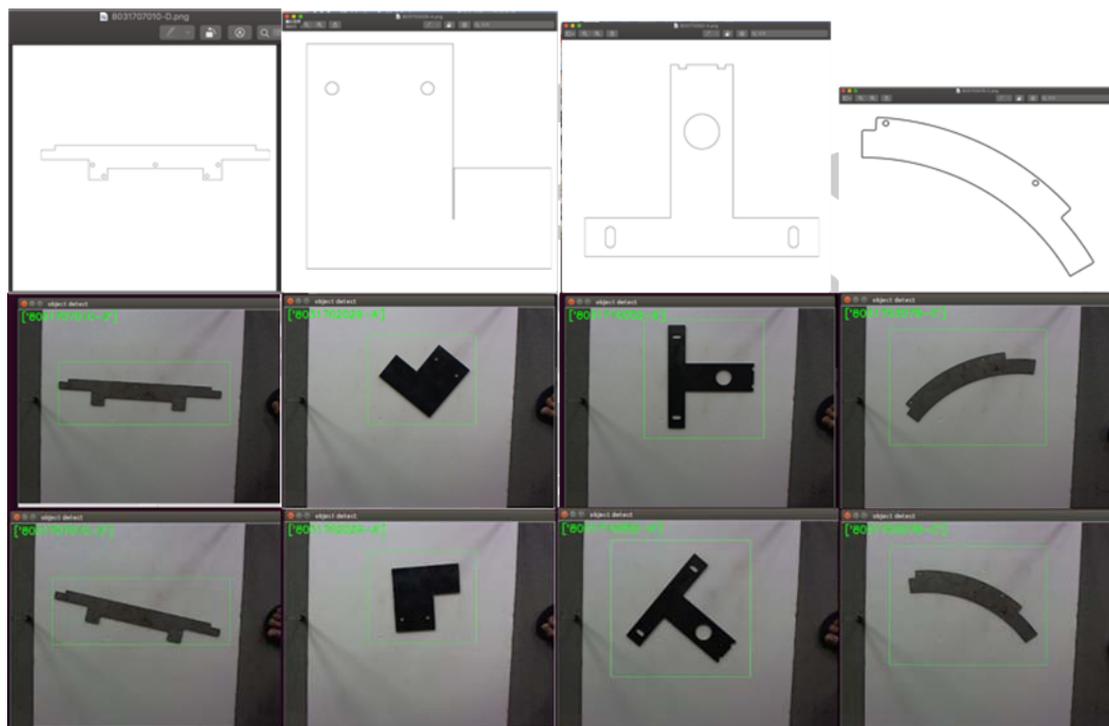


圖 4-5:物體偵測預測結果

4.4 影像比對法

在第三章說明，本研究對每一個影像都取出孔洞數、面積比、周長比和 hu' s moment。因此在實驗中本研究先透過孔洞數、面積比、周長比以交集的方式取出，而表中的參數是代表實際的(特徵值-雷射圖的特徵值)只取出 0.2 以下進入候選。候選選擇完畢後，再輔以 hu' s moment 進行排名的動作，實驗結果證明，大部分的影像都是良好的。

Name	# of hole, less than 2	answer in list	Area, less than 0.2	answer in list	Arc, less than 0.2	answer in list	intersection	hu_rank
1SL6E1027B5-C	258	True	4549	True	5221	True	2875	6
1SL6E1027B5-D	544	True	4335	True	5217	True	221	1
1SL6E1027B5-B	3527	True	4427	True	5231	True	447	2
1SLCA3003A0-A	2005	True	4406	True	5208	True	1668	5
1SLCA3004A0-A	2179	True	4394	True	5217	True	1815	5
1SLCC7021A1-A	2179	True	4465	True	5227	True	1842	1
1SLCC7022A0-A	2179	True	4405	True	5232	True	1827	7
1SLCC7022A0-B	2005	True	1456	True	5228	True	528	7
1SLCC7023B0-A	2179	True	4501	True	5164	True	1835	2
1SLCC7031B0-A	2005	True	2171	True	4677	True	600	3
1SLCD1171A0-E	2665	True	888	True	5178	True	472	3
1SLCD1172A0-A	1573	True	4337	True	5215	True	1283	7
1SLCD1172A0-B	1573	True	4347	True	5227	True	1289	12
1SLCD1172A0-C	2665	True	4404	True	5230	True	2131	1228
1SLCD1172A0-D	2665	True	4422	True	5226	True	2141	938
8031702029-A	2005	True	1780	True	5195	True	611	2
8031702029-B	3527	True	4422	True	5229	True	2871	1
8031702067-A	2005	True	4392	True	5228	True	1671	2
8031703004-C	3527	True	650	True	5201	True	431	8
8031703078-C	3527	True	649	True	5198	True	427	5
8031703079-C	3527	True	648	True	5191	True	427	4
8031707010-F	3527	True	4411	True	5221	True	2862	7
8031707010-G	2665	True	673	True	4869	True	330	7
8031709001-A	797	True	4392	True	5229	True	659	13
8031710051-A	2005	True	394	True	5230	True	138	1
8031710051-B	2989	True	4744	True	5178	True	2572	23
8031710052-A	2179	True	384	True	5231	True	137	2
8036006212-B	2989	True	4347	True	5228	True	2373	1

圖表 4-1:孔洞數、面積比、周長比交集和 hu' s moment 排名結果

而因為選擇的特徵是主要針對孔洞數和凸包面積比，因此無法分別出如圖中沒有孔洞卻類似矩形的類別，所以選出的候選無法有效的篩選，但也因此證明了 hu' s moment 在排名上相當的準確。



圖 4-6:無法正確排名和候選之物件

而為了這類物件的分類，本研究又加入了短邊比、長邊比、長短邊比和內外輪廓比。內外輪廓比是透過內面積輪廓除以最外輪廓算出來的面積，如果物件屬於孔洞少的類別，此值會趨近於 1。

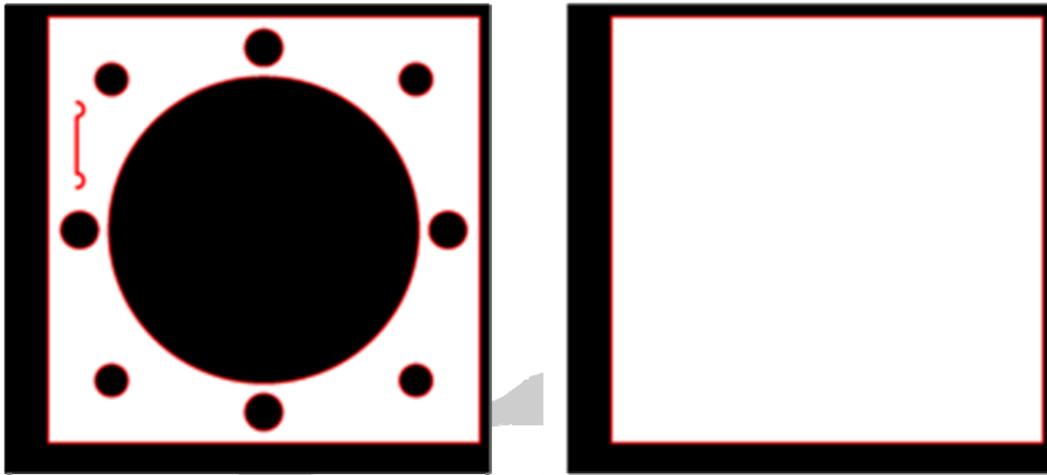


圖 4-7:內外輪廓比

實驗結果證實此策略確實解決了孔洞太少的矩形物件，無法有太多特徵的情況。如表格中 1SLCD1172A0-D 之候選列表確實的減少。

Name	# of hole, less than 2	answer in	Area, less than 0.2	answer in list	Area, less than 0.2	answer in	area_ratio < 0.01	answer in list	short < 0.15	answer in	long < 0.15	answer in	answer in	Solidation	answer in list	Intersection	Hu Rank	
1SLAE1027B5-B	3527	True	4427	True	5231	True	4526	True	2497	True	4171	True	450	True	4563	True	215	5
1SLAE1027B5-C	298	True	4569	True	5221	True	4453	True	1885	True	4750	True	334	True	4632	True	8	11
1SLAE1027B5-D	544	True	4335	True	5217	True	4273	True	1902	True	4862	True	345	True	4518	True	13	11
1SLCA3001A0-A	2005	True	4406	True	5208	True	4260	True	1891	True	4754	True	336	True	4531	True	49	2
1SLCA3001A0-B	2179	True	4394	True	5217	True	4493	True	2012	True	4366	True	368	True	4529	True	96	4
1SLCC7021A1-A	2179	True	4465	True	5227	True	4247	True	1947	True	4349	True	362	True	4608	True	41	1
1SLCC7022A0-A	2179	True	4405	True	5232	True	144	True	1965	True	3645	True	244	True	4543	True	5	3
1SLCC7022A0-B	2005	True	1455	True	5228	True	1089	True	1917	True	4973	True	318	True	1000	True	9	11
1SLCC7023B0-A	2179	True	4501	True	5165	True	4367	True	2537	True	4090	True	554	True	4600	True	169	2
1SLCC7031B0-A	2005	True	2170	True	4677	True	1203	True	1472	True	296	True	4544	True	19	3		
1SLCD1171A0-D	2665	True	4422	True	5226	True	4181	True	1943	True	4979	True	308	True	4544	True	79	1
1SLCD1171A0-E	2665	True	888	True	5178	True	4181	True	1297	True	1660	True	148	True	753	True	13	1
1SLCD1172A0-A	1573	True	4337	True	5215	True	30	True	1181	True	1442	True	271	True	4518	True	1	1
1SLCD1172A0-B	1573	True	4347	True	5227	True	17	True	1305	True	1668	True	157	True	4530	True	3	3
1SLCD1172A0-D	2665	True	4404	True	5230	True	4181	True	1904	True	4488	True	376	True	4543	True	118	1
80310023-A	343	True	4421	True	5155	True	4398	True	1897	True	4774	True	323	True	4535	True	9	1
803120202-A	2005	True	1779	True	5195	True	4315	True	1334	True	1716	True	162	True	1099	True	13	1
803120202-B	3527	True	4422	True	5229	True	273	True	1884	True	4500	True	387	True	4558	True	15	1
803120202-C	2005	True	4392	True	5228	True	4376	True	2001	True	4394	True	364	True	4531	True	79	2
8031203004-C	1573	True	650	True	5201	True	4260	True	2002	True	4304	True	365	True	192	True	15	4
8031203078-C	3527	True	649	True	5198	True	4289	True	2001	True	4304	True	364	True	192	True	15	2
8031203079-C	3527	True	648	True	5191	True	4287	True	2004	True	4304	True	368	True	192	True	15	1
8031207010-F	2665	True	4411	True	5221	True	4373	True	1957	True	3672	True	247	True	4545	True	93	6
8031207010-G	2665	True	673	True	4869	True	4181	True	1908	True	4885	True	337	True	4622	True	27	3
8031209001-A	797	True	4392	True	5229	True	35	True	1955	True	5073	True	310	True	4529	True	1	1
8031210051-A	2005	True	364	True	5230	True	1429	True	1716	True	2410	True	265	True	163	True	2	1
8031210051-B	2099	True	4744	True	5178	True	4458	True	1841	True	1462	True	166	True	4637	True	57	5
8031210051-C	2179	True	384	True	5231	True	193	True	1612	True	2224	True	227	True	160	True	1	1
8060606212-B	2989	True	4347	True	5228	True	4325	True	1958	True	5352	True	262	True	4531	True	99	1
8080201000-B	2665	True	383	True	5193	True	4181	True	2610	True	4143	True	459	True	141	True	10	1
8082502010-A	305	True	4396	True	5175	True	41	True	1612	True	2224	True	227	True	4529	True	4	2
8082502012-A	2005	True	4337	True	5208	True	4319	True	1950	True	3507	True	241	True	4515	True	50	1
808300025-B1	1414	True	4521	True	5187	True	4426	True	2557	True	4099	True	535	True	4656	True	127	4
808300025-C	1573	True	4508	True	5240	True	4363	True	1965	True	4903	True	311	True	4639	True	104	2
808300025-D2	2989	True	4526	True	5190	True	4390	True	2088	True	4012	True	925	True	4689	True	537	19
808300025-J	345	True	4425	True	5184	True	373	True	2546	True	4153	True	462	True	4544	True	1	1
808300025-L	101	True	4396	True	5195	True	747	True	1880	True	4742	True	334	True	4521	True	2	2
808300025-K	1414	True	4492	True	5155	True	1164	True	2107	True	4013	True	914	True	4629	True	54	1
808300025-M1	4421	True	5231	True	4251	True	1974	True	4320	True	361	True	4534	True	139	7	1	
808300025-N	1573	True	4411	True	5176	True	4228	True	1430	True	1917	True	173	True	4522	True	21	1
808300025-O	2989	True	4494	True	5226	True	4373	True	1891	True	4713	True	342	True	4629	True	118	8
808300025-P	2665	True	4707	True	5217	True	4181	True	2617	True	4142	True	465	True	4811	True	161	61
808300027-A	1414	True	200	True	323	True	4356	True	1905	True	4903	True	331	True	77	True	4	2
808300107-A	2179	True	2271	True	5125	True	4330	True	1903	True	4905	True	317	True	1136	True	28	3
808300107-B	2989	True	1428	True	5211	True	4478	True	1822	True	4526	True	382	True	1581	True	39	1
808300107-C	2665	True	650	True	4792	True	4181	True	1900	True	4858	True	354	True	4582	True	35	2
808300801-B	1414	True	936	True	5155	True	31	True	1951	True	2946	True	246	True	452	True	1	1
808300801-D	452	True	4361	True	5165	True	20	True	1797	True	2588	True	278	True	4526	True	2	1
808300801-E	2989	True	4418	True	5173	True	29	True	1981	True	4316	True	369	True	4529	True	3	1
808300801-F	1573	True	4397	True	5195	True	9	True	1962	True	3841	True	253	True	4527	True	1	1
PV866F04021-B	2005	True	4398	True	5217	True	31	True	1274	True	1606	True	154	True	4513	True	1	1
PV866F0401-B	3	False	1268	True	5229	True	4334	True	2142	True	3422	True	233	True	753	True	0	-1
PV866F0401-E	1573	True	4580	True	5146	True	42	True	2037	True	3127	True	231	True	4536	True	2	1
PV866F0401-F2	1573	True	4467	True	5217	True	11	True	1195	True	1458	True	285	True	4534	True	1	1

圖表 4-2:加入了短邊比、長邊比、長短邊比和內外輪廓比之結果

4.5 導入生產線

本節將介紹導入生產線上的辨識台和其上下游的架構。辨識工作台透過鋼骨架構將台子組成，與實驗時採用相同的架構下有補光燈向上照射。

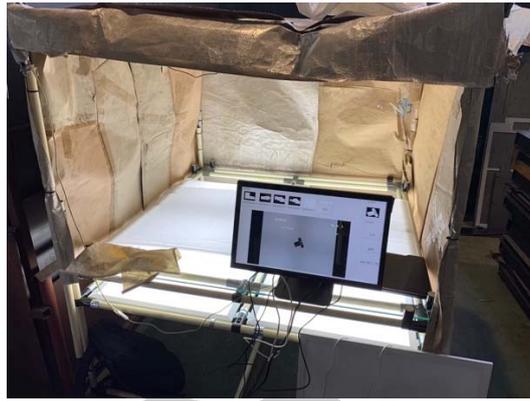


圖 4-8:現場導入之辨識工作台

而操作介面上使用了觸控螢幕方便員工直接靠觸控的方式，當系統辨識到物體時，引導員工進行選擇所屬類別，選擇完即完成報工並印出標籤使員工對其做記號，無需再耗費大量人力精神。



圖 4-9:操作介面

整體的操作流程如下：

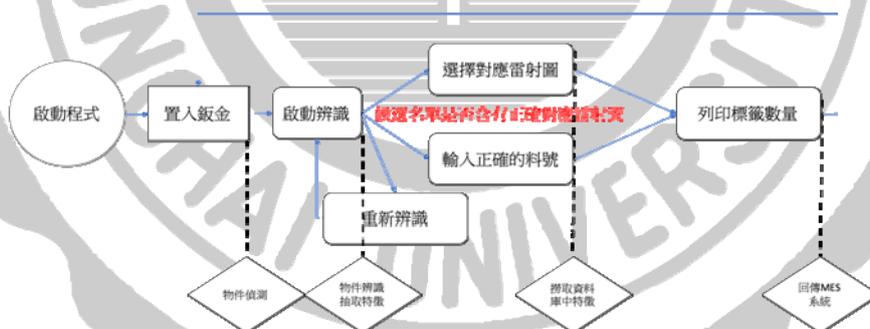


圖 4-10:辨識工作操作流程

同時也開發了特徵抽取的工具，使現場員工因排單時間順序將原始檔匯入，而匯入後將特徵資料儲存於資料庫中。

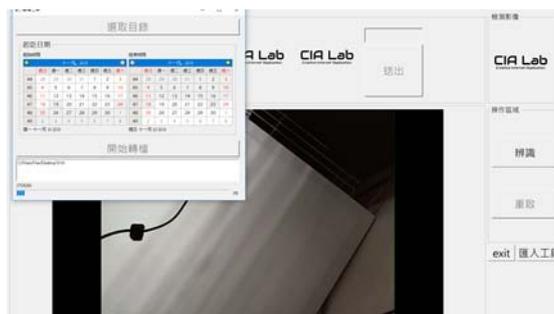


圖 4-11:匯入資料操作介面

整體的訓練流程如下：

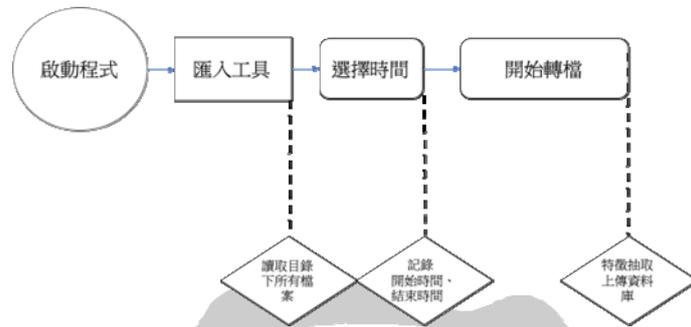


圖 4-12:匯入資料特徵抽取操作流程



第5章 結論與未來展望

在實驗的過程中，我們先從使用機器學習的方式開始進行。起初並未充分了解工廠的需求和研究階段，只針對少樣的種類進行訓練，當在物件少於約 100 類時都尚可以進行識別。

研究階段時，使用的伺服器為：

- GPU: Nvidia TitanV
- CPU: Intel i7-8700k
- Memory: 16Gb

是相當昂貴的設備，但在進行 Faster RCNN 訓練前後背景時，都仍需要 5-7 天進行運算。每一次進行 CNN Model 的運算也需要半天製一天的時間。當發現工廠每日的生產種類遠大於 100 類時就發現機器學習無法跟上如此多樣的資料，因此開始轉而使用透過影像特徵的比對方法進行辨識的工作。

而不管使用何種方法進行物件偵測和分類，光線都會影響系統的準確性。因此照明在本研究中是相當重要的一環，由上方打光、下方打光、側面打光，都有不同的優缺點。上方打光需要解決金屬面反光和迴避鏡頭的陰影，側面打光在設計上比較難以裝設。而從下方打除了避免反光的問題，裝設上也相當的簡易，只要將平面型的 LED 燈

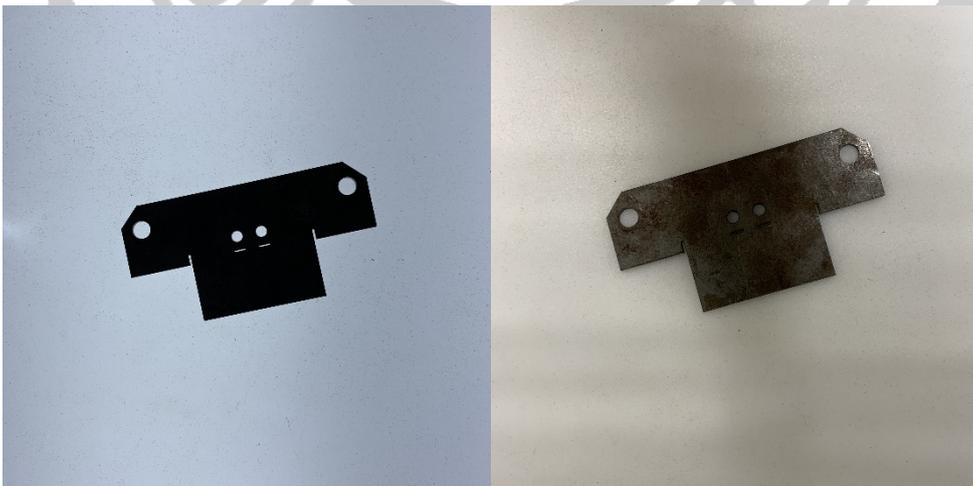


圖 5-1: 辨識平台差異

板取代桌面即可。

本研究實作了一套能夠置於產線上的辨識平台，成功的整合軟硬體，包括攝影機擷取、與台子下補光的做法、外部也可以連結 QRCode 標籤機、掃描機，使員工在少少數個操作內便可以完成整個流程。

目前本研究僅侷限在本地端的操作，未來如果有需求更可研究、開發 Client-Server 架構使工廠可以一機多用，甚至遠端監看現場畫面。現在工廠的雷射機可 24 小時不停機自動生產，但員工卻無法 24 小時在現場分配單號，如果結合機器手臂或是輸送台，更可以達成全自動化，實現 24 小時全天候不停工生產。



參考文獻

- [1] D. Martinez Gila, D. Aguilera Puerto, J. Gamez Garcia and J. Gomez Ortega, “ Automatic classification of olives for oil production using computer vision”, IEEE, 2015
- [2] W. Krzanowski, Principles of Multivariate Analysis: A User’s Perspective. New York, N. Y. O. U. Press, Ed., 1988.
- [3] 陳建宏, 黃惟中, 劉耿豪, “以深度學習為核心的空照影片魚類偵測方法”, 2017 台灣網際網路研討會
- [4] Xiaobin Li, Shengjin Wang, Bitao Jiang, Xiaobing Chan, "Airplane Detection Using Convolutional Neural Networks in a Coarse-to-fine Manner", 2017 IEEE
- [5] WANG YU, ZHIHENG WU, HONGBIN LIU, QIYU CHEN, XIANYUN DUAN, JUEXIAN MO, JIGANG TONG, FEI LIAO and QINGLIN LIN, "An Engraving Character Recognition System Based on Machine Vision", AIEA 2017
- [6] R. Elliott, “Manufacturing Execution System (MSE) An Examination of Implementation Strategy,” California Polytechnic State University of San Luis Obispo, 2013
- [7] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradientbased learning applied to document recognition,” Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, 1998.
- [8] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg “SSD: Single Shot MultiBox Detector” arXiv:1512.02325, 2016
- [9] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," arXiv preprint arXiv:1506.02640, 2015.
- [10] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, “Region-Based Convolutional Networks for Accurate Object Detection and Segmentation,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 38, no. 1, pp. 142–158, Jan. 2016.
- [11] Ming-Kuei Hu, “Visual Pattern Recognition by Moment Invariants”, IRE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY, 1962

[12] Satoshi Suzuki, Keiichi Abe ” Topological structural analysis of digitized binary images by border following” Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, pp. 32-46

[13] https://en.wikipedia.org/wiki/Computer-aided_design

[14] https://en.wikipedia.org/wiki/AutoCAD_DXF

[15] <https://dxfgrabber.readthedocs.io/en/latest/>

[16] <https://matplotlib.org/>

[17] Karen Simonyan & Andrew Zisserman, “Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”, ICLR 2015

