國立勤益科技大學工業工程與管理系

115 學年度實務專題競賽

應用工業機器人與視覺辨識技術於智慧生產線之實作研究

摘要

在智慧製造技術的蓬勃發展下，視覺辨識與自動化品質檢測已逐漸成為產線中的重要技術。本研究結合人工智慧視覺辨識系統與機械手臂，針對雷射雕刻機成品進行自動化品質判別與篩選，並以本校智慧生產實驗室為實作與測試場域。系統導入深度學習影像辨識模型，分析雷雕後之影像是否符合預設的品質標準，進而分類為良品或不良品。辨識結果同步傳輸給系統介面，透過控制模組執行相對應的動作將不良品排除，實現自動化的智慧品檢流程。實驗結果顯示，本系統能夠有效辨識雷雕成品的品質狀態，提升檢測效率與一致性。

關鍵字：視覺辨識、智慧品檢、機械手臂

1. 前言

隨著智慧製造與工業 4.0 概念的逐步落實，越來越多產線朝向自動化、數位化發展，視覺辨識技術結合人工智慧演算法的應用，也成為解決品質檢測瓶頸的有效工具。本研究在實作場域中，雷射雕刻機被應用於客製化板手的加工程序，雖然雕刻成品可依需求完成，但仍需依賴人工進行最終品檢以確保品質。這不僅耗費人力與時間，同時也存在人為誤判風險，增加了產品瑕疵流入市場的機率。

為解決上述問題，本研究計畫導入人工智慧視覺辨識系統於智慧生產線中，藉由在產線關鍵節點加裝高解析度的視覺感測器，搭配 AI 影像辨識，即時判斷產品是否存在瑕疵並執行後續分類與排除。此舉可望有效取代傳統人工檢測流程，不僅提升檢測效率與準確率、降低人力成本，更能避免人為疏失所導致的品質異常。此外，系統亦可串接至後端製造執行系統(Manufacturing execution systems, MES)，達到品檢資料數位化與歷程可追溯化的目的。

2. 文獻探討

2.1 YOLO 物件偵測演算法

單階段偵測架構將影像劃分為多個網格，直接由神經網路計算邊界框坐標、信心分數及類別機率。相較於雙階段偵測器(Two-stage Detectors)需經由區域建議網路(RPN)擷取候選區域之流程，YOLO 僅需單次前向傳播即可產出偵測結果。在學術應用方面，不同研究者針對任務需求選用不同版本。

林侑慶(2022)針對螺絲瑕疵檢測之研究，其採用了 YOLOv4-tiny 輕量化神經網路架構，透過簡化特徵提取層級，有效降低了模型的參數量與運算複雜度。該研究進一步指出，為了滿足產線即時性的嚴苛要求，將訓練完成的模型透過 TensorRT 進行推論優化，並部署於 NVIDIA Jetson Nano 嵌入式開發板。

洪如翊(2023)研究實證了深度學習在自動化分類的優勢，透過 YOLO 模型結合 OpenCV 進行即時影像處理，並利用 Python 串接通訊協定控制六軸機械手臂，實現從辨識到抓取分類的完整自動化流程，有效提升產線作業效率。

2.2 OpenCV 影像處理函式庫

OpenCV 是一套具備高度優化與跨平台執行能力的電腦視覺函式庫，提供了多樣化的數位影像處理運算工具，目前學術界與產業發展視覺辨識系統的重要框架。其核心技術功能與應用如下：

(1) 跨平台開發與運算效能：OpenCV 支援 Python 等多種程式語言，並針對多核處理器與硬體

加速進行優化，能提供即時的影像運算處理能力。

(2) 影像維度降維技術：提供完整的色彩空間轉換工具，透過將多通道影像轉換為單通道亮度矩陣，能有效降低系統後續運算的複雜度。

(3) 數位濾波與訊噪比優化：內建中值濾波、高斯濾波等演算法，能針對影像擷取過程中產生的隨機雜訊進行平滑處理，並同時保有影像之重要特徵(如邊緣輪廓)。

(4) 局部特徵與對比增強：具備自適應直方圖等化等技術，能修正影像中光照分布不均或局部過曝的問題，藉此提升目標物特徵的可辨識性。

(5) 幾何變換與座標校正：提供仿射變換、透視校正等幾何運算功能，可針對影像進行縮放、旋轉與對齊，確保輸入數據在空間特徵上具備一致性。

2.3 python 程式語言與開發環境

在智慧製造與人工智慧領域的系統開發中，程式語言的選擇不僅決定了演算法的實作效率，更直接影響軟體與異質硬體間的整合靈活性。Python 作為現今主流的高階程式語言，憑藉其簡潔的語法架構、物件導向支援以及龐大的開源生態系統，已成為開發工業視覺辨識系統的首選工具。開發者能將影像處理邏輯、深度學習推論模型與工業通訊介面封裝成獨立的模組，這種開發模式不僅提升了代碼的可讀性，更為系統提供了高度的擴充彈性，當生產線需求變動或更換感測器規格時，僅需針對特定模組修改而不必重構整體架構。

洪如翊(2023)研究中便實證了 Python 在系統整合上的優勢，其能有效串聯影像擷取設備與機械手臂的通訊協定，將原本孤立的軟硬體功能整合成一套完整的自動化控制流程。

Python 在處理視覺辨識所需的大量矩陣運算時，具備極強的資源調度能力，能無縫整合各類數值計算函式庫與深度學習優化框架，使複雜的神經網路模型得以在圖形處理器上進行硬體加速。這對於本研究涉及的雷雕字體特徵提取至關重要，因為高解析度的工件影像需要極大的運算量才能達成符合工業標準的即時判讀。在開發環境配置上，選用如 Spyder 等專為科學運算設計的整合開發介面，能提供直觀的變數監控與互動式控制台，能即時觀測影像在經過濾波與邊緣偵測後的數據變化。

蔡佳興(2024)針對 Python 技術研究指出，透過靈活的語法結構進行動態除錯與框架開發，能有效降低大規模軟體維護時的複雜度。這種透明化的語言架構配合 Python 卓越的庫整合能力，使得開發人員能更直觀地觀測邏輯流轉中的數據變化；其優化的開發環境與 Python 靈活的直譯特性相輔相成，使得複雜的演算邏輯能迅速轉化為可執行的自動化任務，真正實現了從邏輯構思到系統實踐的高效轉化。

2.4 自動化產線應用

在現代智慧製造體系中，自動化產線已由單純的重複性人力替代，轉化為具備高度感知與即時決策能力的數位實體。其核心價值在於影像系統與運算核心，相關應用如下：

(1) 系統整合與協同運作機制

朱國睿(2021)在關於自動化產線監控的研究中指出，精確的時序規劃是降低機台空轉與生產瓶頸、確保邏輯一致性的關鍵；基於此觀點，自動化工作站的穩定性高度仰賴視覺判定與物理運動空間的精確對接，透過強同步通訊機制結合感測器觸發與中控訊號，使系統能在毫秒等級內完成影像擷取與品質判定，進而達成資訊流與物流的無縫銜接。

(2) 生產節拍與運算延遲之平衡

謝佩穎(2021)提出利用程式化邏輯控制器（Programmable Logic Controller , PLC）作為溝通橋樑以優化跨硬體通訊，能有效平衡視覺主機與機械手臂執行單元間的速差與運算延遲。在此架構下，當系統偵測到瑕疵時，PLC 可在極短的位移容許值內驅動分選單元進行即時處理，這種同步化設

計既確保了出貨品質，也透過數位化反饋機制為製程優化提供數據基礎。

(3)　環境適應性與柔性化生產

徐語謙(2023)研究指出，動態視覺校正為在機器人作業系統（Robot Operating System , ROS）架構下，利用邊緣運算與深度學習模型進行物件之AI辨識，能將辨識後的物體資訊精確傳送至六軸自由度機械手臂，並透過 MoveIt 與 OMPL 運動規劃函式庫主動計算與調整運動路徑，從而有效達成物體堆疊時的精準抓取與分類任務。實驗結果顯示，透過影像辨識與深度回饋功能的整合，物體視覺辨識準確率高達 99%。這種具備高度適應性的開發模式，大幅提升了智慧化工廠在面對小量多樣生產需求時的換線效率與夾取成功率。

3.　研究方法與設計

3.1　視覺辨識系統建置

本研究設計之雷雕刻字品質辨識系統，其完整建置流程如圖 1 所示，系統共包含十二個主要環節；系統的建立過程從前期準備開始，確保輸入數據的高品質與格式統一；隨後進入模型開發層，在此階段完成單一模型的訓練與驗證；最終進入實際應用層，實現雙模型協作的智慧辨識與最終結果輸出。

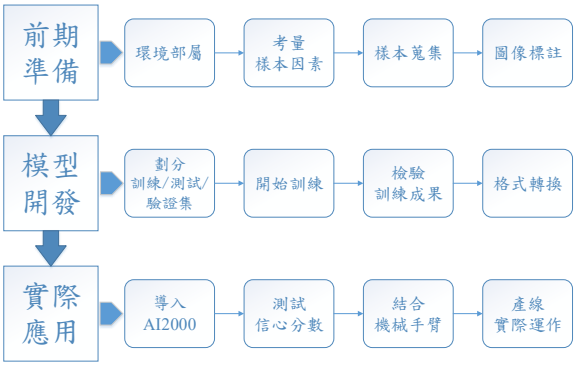


圖 1.系統流程圖

3.2　運作原理

本研究主要建構一套 YOLOv8 與 OCV 互補且不干涉的雙核心辨識，系統採兩階段遞進式流程：在資料準備階段，標註完成之影像會先劃分為訓練集、驗證集與測試集；在實際檢測階段，首先利用 YOLOv8 進行目標定位與初步結構分析，框選出雷雕字體的區域並檢視是否有明顯異常。接著，將 YOLOv8 定位出的區域交由 OCV 模型執行細節特徵驗證，專注核對字元是否出現模糊、缺漏或外觀瑕疵。最後，系統針對雙模型之結果進行綜合判讀，只要 YOLOv8 或 OCV 任何一個未達到預期的目標則傳送不合格的訊號。

3.3　演算法選用

本研究所導入的視覺辨識系統中，主要涉及兩類文字相關演算法，光學字元辨識(Optical Character Recognition,OCR 與光學字元驗證(Optical Character Verification, OCV)。兩者均可應用於扳手雷雕字樣的檢測，但其演算法核心與應用策略不同。其特性比較如表 1。

表 1 演算法比較表

項目	OCR (辨識型)	OCV (驗證型)
功能目的	辨識文字為可比對的字串	判斷文字是否正確
適用情境	多種字型、字內容可變	固定字樣
辨識結果	提供完整字串結果	OK / FAIL
抗干擾能力	較低	較高
靈活度	高，可辨識未知字樣	低，僅能比對預設模板
訓練需求	大量影像樣本進行深度學習訓練	可直接使用模板，不一定需要訓練
運算成本	較高	較低
辨識速度	較慢	較快
工業應用	高度自動化檢測、生產序列追溯	品牌字樣驗證、固定標識檢查

針對雷雕刻字之品質檢測需求，本研究使用 OCV 的原因如下：

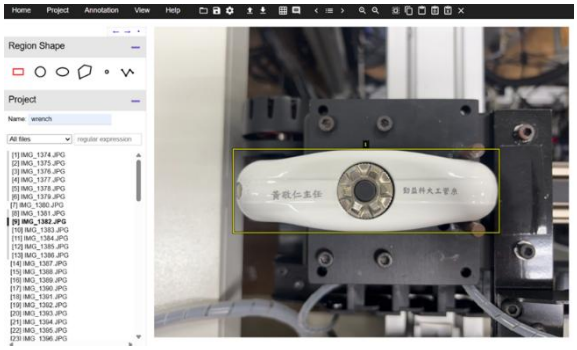
(1) 扳手雷雕字樣對清晰度、完整性與位置公差有嚴格要求，OCV 的核心在於比對字元形狀，能夠精確檢測出雷雕字體的模糊、缺損、線寬異常等品質缺陷，這是單純內容辨識(OCR)難以達成的。

(2) 系統不僅需讀出刻字的內容進行比對，更需同時驗證字元形狀是否符合標準，並偵測文字周圍的汙點、殘渣等表面缺陷，OCV 系統能夠一次性完成這兩個關鍵的品管任務。

(3) AI2000 提供深度學習視覺模組，結合 AI 的 OCV 模型可以透過訓練來適應雷射雕刻在金屬上可能產生的微小字體變化和背景雜訊，有效提升在複雜工業環境下品質檢測的準確率和穩定性。

在本研究導入視覺辨識系統於工業產線之雷雕刻字檢測情境中，演算法的選用需同時考量「偵測速度」、「辨識準確性」以及「部署實務性」。目前工業 4.0 環境中常見之目標偵測演算法，可分為兩階段(Two-Stage)與單階段(One-Stage)兩大類型。其中以 Faster R-CNN 為代表的兩階段偵測模型，具備優良的辨識精度與對複雜背景的抗干擾能力，但因其偵測流程需先進行候選區域提取，再進行分類判斷，故在運算效率上明顯低於單階段模型，不適合用於需要即時快速回饋之自動化產線。而 YOLO 在速度與精度之間取得最佳平衡，可於雷雕完成後即時辨識文字是否正確，有效減少不良品流入後續包裝流程。因此，本研究選用 YOLO 作為主要演算法進行後續模型建置與效能驗證。

透過多種演算法特性比較後，最終選擇以 YOLO 及 OCV 結合的混合式深度學習架構作為板手雷雕刻字品質檢測之主要視覺辨識演算法。此架構具備高準確度、高即時性與良好的擴充性，能滿足智慧生產線對於快速判斷與穩定輸出的需求。



我們先採用 YOLO 來即時完成板手影像中目標區域的定位。相較於傳統模板比對或特徵偵測方法，YOLO 將物件偵測視為單一回歸問題，僅需一次前向傳遞即可同時輸出目標位置與分類結果，具備極高的處理速度與準確率。

接著採用 OCV 用於將 YOLO 所偵測的文字區域轉換為可編輯數位文字。OCV 技術能快速辨識雕刻字樣，並比對資料庫進行正確性檢驗。此過程不僅實現了自動化文字判讀，也為後續的生產紀錄與品質追溯提供關鍵資料來源。

經由上述，本研究所採用之 YOLO 結合 OCV 架構，兼具偵測、辨識、檢測三重功能，能大幅提升板手雷雕品質檢測的穩定性與效率。

3.4 資料收集處理

針對所需要訓練之物件拍約 150 張照片，並且清楚的拍攝全區。拍攝完成後給予標註，並將標註完成檔案及文字檔給分類到訓練集、測試集、驗證集三個資料夾來做分類如圖 2 所示，在避免混亂的前提下也能解決訓練結果過度凝合的問題。本節將詳細說明雷雕影像的蒐集、標註及模型訓練前的準備作業，以確保數據集具備高準確性與一致性。

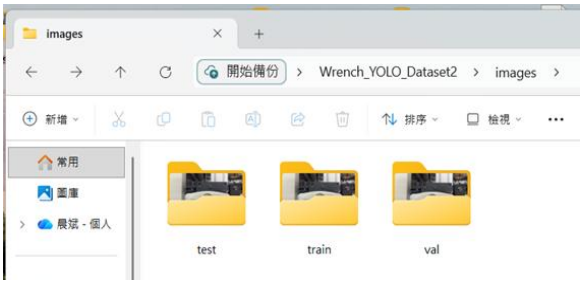


圖 2 樣本訓練資料夾

圖像標註是將原始影像轉換為模型可學習之標籤資訊的關鍵步驟，由於本研究採用 YOLOv8 進行定位與檢測，標註過程主要集中於邊界框的建立，並使用 VGG Image Annotator(VIA)網站進行標註，標註時圖像以相同背景、光源、角度為前提進行拍攝，使訓練品質提升且穩定，降低 YOLOv8 定

位時的出錯率。且利用矩形來框出標註所需的邊界框，接著將標註完成之照片轉為.json 檔。標註畫面如圖 3 所示。

圖 3 圖像標註

該文件記錄的座標為像素級別的左上角 X_{min},Y_{min} 座標以及邊界框的寬度 W_{box} 和高度 H_{box}，則 YOLOv8 訓練所需的標註文件為 TXT 格式，每一行代表一個目標，內容必須是正規化的五個參數(0-1 之間)。首個參數固定賦予 0 和 1，其轉換目的為透過程式腳本將像素座標(x_{min} ,y_{min} ,W_{box} ,H_{box})轉換為 YOLOv8 所要求的正規化中心點座標與尺寸(x_{center},y_{center},w_{norm},h_{norm})，如圖 4 所示。最終輸出格式為每一張原始圖片輸出一個同名的.txt 標註檔案，該檔案內容為計算後的五個正規化參數，用於後續的 YOLOv8 模型訓練。

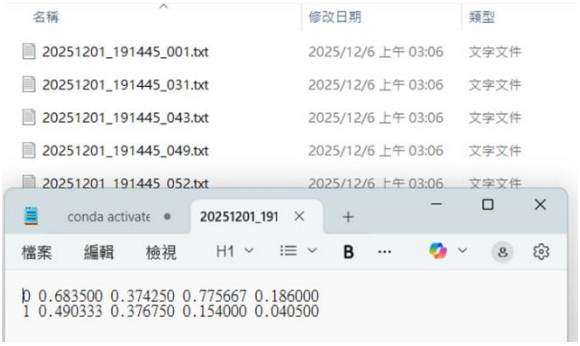


圖 4 標註文件

3.5 模型訓練

為了確保 YOLOv8 模型能夠高效運行和訓練，必須預先配置相應的軟硬體環境，其具體配置如下：

(1) 硬體環境：由於 YOLOv8 的訓練和推論涉及大量矩陣運算，在本次訓練中我們選擇使用 CPU 的工作站來做為主要的工作站使用。

(2) 軟體設定：核心軟體環境建立在 Python 程式語言基礎上，並安裝 PyTorch 作為主要的深度學習框架。此外，需安裝 YOLOv8 官方提供的依賴庫，以確保訓練指令和模型定義能夠正確執行。

在 PC 端的 Anaconda 虛擬環境中，我們建構了以 Ultralytics 為核心的 YOLOv8 訓練體系；透過 PyTorch 框架(包含 torch 與 torchvision)調度 CPU 的算力以提供深層的神經網路運算底層，並整合 OpenCV-Python 進行高效的影像預處理、標註結果檢視與即時辨識顯示，從而確保模型從訓練到部署前都能具備高度的精準度與穩定性。以下為安裝環境所需之套件詳細說明如表 2。

表 2 模型套件清單

類別	套件名稱	版本
核心辨識	ultralytics	YOLOv8 模型訓練、工件座標定位與 ROI 擷取
深度學習底層	torch / torchvision	提供張量運算與 CPU 加速，支援權重訓練
影像處理	opencv-python	執行影像預處理、CLAHE 均衡化與模板匹配
跨平台部署	onnx / onnxruntime	將模型轉換為 ONNX 格式，優化於邊緣設備執行效能
開發工具	spyder	整合開發環境，用於撰寫自動化與辨識腳本

為客觀評估模型性能與避免過度擬合，需將數據集進行劃分。數據集被劃分為訓練集(Trainig Set)、驗證集(Validation Set)和測試集(Test Set)。

(1) 訓練集：佔總數據約 70%-80%，用於模型學習特徵和調整權重。

(2) 驗證集：佔總數據約 10%-15%，用於訓練過程中即時評估模型性能。

(3) 測試集：佔總數據約 10%-15%，僅在模型訓練完全結束後使用一次，用於公正的評估模型最終泛化能力和實際表現。

數據均勻性確保劃分時，每個集合中的瑕疵類別比例與整體數據集保持一致，避免特定類別只集中在某一集合中。

3.6 OCV 模型導入與配置

為了獲得高效率且高精度的文字內容識別能力，決定採用成熟的預訓練 OCV 模型進行導入與配置，而非從零開始訓練。此舉可節省大量的運算資源與時間，並能利用現有模型強大的泛化能力。

OCV 模型選型考量了其開源性、識別精度與對特殊字體的適應性。在選定基準模型後，我們將其核心權重與架構導入研究環境中，作為內容識別的基礎單元。此模型主要負責提供精確的字符內容以及識別信心分數。

透過上述導入與配置，OCV 模型能夠有效地從 YOLOv8 輸出的區域中提取出可靠的文字資訊，為後續的品質判斷提供關鍵的細節數據。

3.7 整合與應用

模型的結合是透過一個數據傳遞流程來實現，經過處理的刻字影像傳入 YOLOv8 模型進行判斷，YOLOv8 會輸出刻字所在的精確位置以及是否有明顯的結構性問題或大範圍缺陷。接著，系統會根據 YOLOv8 提供的這些位置資訊，將影像中單獨的字元區域剪裁下來，這些被剪裁的影像隨後傳入 OCV 模型，OCV 會負責內容辨識，並給出衡量該字元品質的字元品質分數。

這兩個模型的輸出數據會在一個應用模組中進行最終的整合。該模組內建了品質判斷的規則：它會同時檢查 YOLOv8 的結構結果，以及 OCV 的文字內容是否正確，以及 OCV 的字元品質分數是否達到信心分數。最終，系統會根據這兩方面的資訊輸出一個合格或不合格的決定。程式評分結果如下圖 5 所示

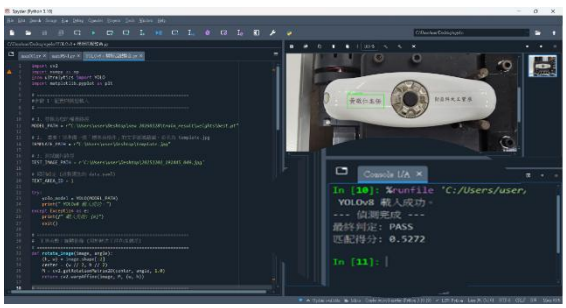


圖 5.評分結果

4. 視覺辨識系統建置與成效分析

4.1 建置目標與整體流程

4.1.1 建置目標

本研究之核心目標在於優化現有智慧生產線之品質檢測環節，目前生產線雖具備自動化加工能力，然在品質檢測階段僅能達成自動拍照功能，仍需耗費人工進行判定，造成生產效率之瓶頸。本實作欲達成以下三大目標：

(1) 視覺智能化：導入 YOLOv8 模型，取代人工辨識，實現對板手雷射雕刻品質(如字跡完整度、位置偏移等)的自動化判定。

(2) 決策自動化：將辨識結果即時反饋至 AI2000 控制系統，並改寫控制邏輯，驅動機械手臂進行精確分類。

(3) 流程閉環化：完成從加工、檢測、判定到分類處置(良品包裝/廢品淘汰)的全自動化閉環生產。

4.1.2 整體流程

為落實上述建置目標，本系統之運作共分為五個主要階段，以下為簡要步驟說明：

(1) 前段加工階段：機械手臂抓取板手並放置於雷射雕刻機，完成客製化刻字。

(2) 影像擷取階段：待加工完成後，板手進入 AI2000 檢測區，觸發工業相機進行拍攝，並將影像傳輸至辨識後台。

(3) AI 推論判定階段：利用 OCV 進行預處理，並透過 YOLOv8 模型進行特徵提取，即時判定該板手為良品(PASS)或不良品(FAIL)。

(4) 訊號連動階段：系統根據辨識結果產生邏輯訊號，並透過通訊協定，將指令傳輸至機械手臂控制端。

(5) 分選處置階段：改寫後的機械手臂程式依據指令，將良品送至包裝區，不良品則精確投放至淘汰區。

4.2 軟體平台與開發工具

本節針對系統運行所需之軟體開發環境、核心視覺演算法與通訊中介層進行探討，並依序說明各項關鍵技術之具體選用：

(1) 軟體環境配置：系統核心統一採用 Python 程式開發語言，其具備豐富的函式庫支援，能有效串聯視覺辨識與控制器 API。

(2) 核心視覺技術：以 YOLOv8 作為神經網路核心，負責板手瑕疵之即時特徵提取；接續 OCV 針對文字區域進行字元完整度驗證，且將區域內的字體進行內容比對，確保成品上的文字資訊與原始設計一致，達成嚴謹的防錯目的。

(3) 整合與通訊開發工具：採 LNC 控制器 API/SDK 用於視覺辨識程式與 AI2000 核心系統間的數據交換以觸發後續排除動作；同時將 YOLOv8 模型轉化 ONNX 格式，透過 ONNX Runtime 進行跨平台部署，利用硬體加速大幅縮短單次辨識之延遲時間。

4.3 實作

ONNX Runtime 格式能有效減少推論延遲並優化 AI2000 的記憶體使用率，本研究在 Spyder 整合開發環境中執行轉換程式碼。透過 Ultralytics 框架內建的導出函式，指定 best.pt 的絕對路徑，並將參數設定為 format='onnx'。執行後，系統會自動生成對應的.onnx 模型檔案。

在完成模型轉檔後，本研究進行系統軟體之離線功能測試，以驗證 ONNX 模型在實際運作環境下的辨識效能與邏輯的正確性。

執行環境與程式碼調用：測試於 Spyder 環境之終端機進行，透過 Python 程式碼調用 ONNX Runtime，執行時需確保工作目錄內包含核心執行程式、best.onnx 模型檔、標準模板影像以及合格與不合格之對照照片。

影像辨識與數據輸出：執行代碼後，系統會自動載入測試影像並進行推論。辨識結果會即時顯示於終端機面板上，內容包含系統判定的信心分數，以及根據預設門檻值判斷後的合格與否狀態(PASS/FAIL)。如圖 6 所示，系統同時會產出帶有標記框與辨識數據的預覽畫面，確認模型能精確定位雷雕區域並產出對應的分數，此階段測試確保了軟體邏輯在整合至產線硬體前，已具備穩定的辨識率與數據輸出能力。



圖 6.辨識正確示意圖

整合深度學習推理與影像處理技術，將該程式運行於 LNC AI2000 嵌入式控制器之 Linux 環境，以下圖 7 為在生產線上之即時辨識與品質判定圖。



圖 7.品質判定程式碼圖

4.4 系統測試與產線整合

4.4.1 偵測模型與框選精準度測試

在實驗初期，系統面臨最大的挑戰在於 YOLO 模型對於板手邊界定義的準確度，本研究針對此問題進行了深入探討，完整問題現象、調校策略與測試結果依序說明如下：

(1) 面臨問題：模型初始偵測時偶有框選範圍過大或偏移現象，實際狀況如下圖 8 所示。

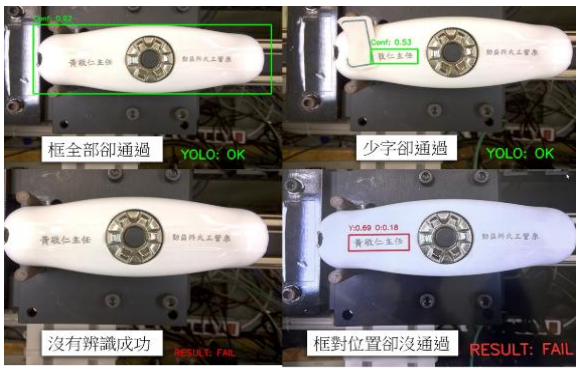


圖 8.辨識錯誤示意圖

(2) 調校策略：在 YOLO 框選區域後加入預處理流程，透過預處理能有效消除影像雜訊並強化刻字邊緣特徵，針對擷取出的區域進行增強對比，透過均衡化技術，擴大影像中明暗區域的灰階差。

(3) 測試結果：最終模型能精確定位出刻字區域(ROI)，為後續比對提供高質量的原始圖檔，此步驟能強化刻字邊緣與板手表面之間的對比度。在實作中發現，經過對比增強後的影像，其模板比對的信心值能穩定提升，有效解決了因影像特徵不明顯而導致的辨識失敗問題。

4.4.2 跨平台推理穩定性測試

針對模型轉檔後於不同作業系統間的運行穩定性進行驗證以確保跨平台部署之可靠性，其具體測試重點與實作結果說明如下：

(1) 測試重點：驗證由 PC 端訓練完成的.pt 模型轉換為.onnx 格式後，在 AI2000 Linux 系統下的讀取正確性。

(2) 實作結果：透過 onnxruntime 推理引擎，系統能成功解析模型權重。經測試，轉換後的模型在硬體端仍能維持與開發端一致的偵測邏輯，未出現不支援或精準度大幅下滑之現象。

4.5 結合包裝機械手臂

本節針對通訊協議、控制邏輯與手臂運動路徑進行了全面優化。

UDP 通訊協議應用：在工業自動化系統中，通訊的即時性至關重要。本實作採用 UDP(User Datagram Protocol)作為主要通訊協議。相較於 TCP 協議，UDP 具有以下特性：

(1) 低延遲性：無需建立複雜的連接握手程序，數據傳輸速度快，適合在穩定的內部區域網路進行即時訊號傳遞。

(2) 高效能：由於包裝手臂需即時響應 AI2000 的辨識結果，UDP 能確保訊號在毫秒等級內抵達控制器。

訊號判定與暫存器邏輯設計：由於 AI2000 的硬體訊號直接連接雷雕機械手臂，為了讓包裝手臂能同步獲取物件資訊，我們透過內部暫存器 R 值(Register)進行狀態封裝與傳遞。具體邏輯定義如下：

(1) R102=0(待機狀態)：手臂處於待接收指令模式，等待前端觸發訊號。

(2) R102=1(合格品)：AI2000 判定物件為合格，指令包裝手臂執行取件並送往包裝區。

(3) R102=2(不合格品)：AI2000 判定物件有瑕疵，指令包裝手臂將物件送至淘汰區，避免混入成品。

透過此三段位階訊號，系統能精準控制包裝手臂針對合格與不合格之板手執行對應的動作。

動作流程優化：在改善前的路徑規劃中，機械手臂在完成每一次的抓取或放置後，必須強制回到安全點以預防撞機，但這會造成大量的無效行程。為了優化循環時間，本研究重新設計了一組新的等待點。其改進邏輯如下：

(1) 避障路徑優化：計算包裝站與包裝手臂之間的空間，找出兩者不產生干涉的重疊區域。

(2) 即時等待機制：手臂在得知下一件板手尚未送達時，不再退回安全原點，而是移動至預設的中繼等待點。

(3) 效益分析：此設計能縮短手臂往返的位移距離，且確保在接收到下一個 R102 訊號時，手臂能以最短路徑直接切入工作區域，在不增加撞機風險的前提下，顯著提升了生產效率。

4.6 成效分析

本研究實作之自動化辨識系統，其核心成效並非單純追求運算速度的提升，而是著重於生產流程的去中心化與人力資源的優化配置。以下針對實作後的成效進行分析：

(1) 實現無人化生產作業：透過 YOLOv8 與 LNC AI2000 的深度整合，系統已具備自主辨識與判定的能力；系統不僅能夠在 24 小時不間斷的運行，甚至不會因疲勞、注意力分散而產生誤判，達成了生產線無人操作的初步目標。

(2) 系統穩定性與判斷標準一致化：傳統人工辨識往往具備主觀性，判斷標準可能隨人員不同而產生偏差；本研究調校後的閾值與影像預處理技術，系統能以統一的科學標準進行檢測為後續產線的自動化包裝與分類提供了穩定基礎。

5. 研究結果

本研究成功開發一套整合 YOLOv8 深度學習與 LNC AI2000 工業硬體之智慧生產線辨識系統。透過實作與反覆調校，本研究達成以下關鍵技術突破與實務價值：

(1) 技術實作與軟硬體整合：研究過程成功將預訓練之模型轉換為 ONNX 格式，確保其在控制器上的運算效率。針對辨識過程中的不穩定因素，本研究透過影像對比增強與 ROI 區域座標動態修正等預處理技術，將原本僅 60%的辨識成功率顯著提升至 95%以上。實驗證明，經過多次的調校與模型訓練即可在工業現場達到高度的一致性與準確度。

(2) 實現無人化作業與流程優化：本系統的核心價值在於落實生產線的無人化目標，透過自動化檢測取代傳統的人工視覺辨識，不僅能長時段穩定運作，更解決了人工檢測易疲勞、主觀判斷不一的弊端。

(3) 節省非加值人工工時：從工業工程的角度分析，本專題成功消除了檢測環節中的非加值動作。將原本需專人盯場的檢測工時省去，使人力資源能轉向更高價值的系統監控與異常處理，達成了人力資本的優化配置。

參考文獻

1. 朱國睿（2021），自動化工作站排程系統之設計與應用，國立中央大學，碩士論文。
2. 林侑慶（2022），結合深度學習與嵌入式系統於螺絲瑕疵檢測之研究，國立成功大學，碩士論文。
3. 洪如翊（2023），結合視覺辨識與六軸機械手臂之螺絲自動分類系統開發，國立屏東科技大學，碩士論文。
4. 徐語謙（2023），AI 視覺辨識應用於六軸機械臂目標物件抓取控制之研究，國立臺北科技大學，碩士論文。
5. 謝佩穎（2021），自動化產線中 PLC 與視覺主機通訊延遲對排程影響之模擬與評估，製造自動化期刊第 15 卷。
6. 蔡佳興（2024），Python 中的面向導向技術研究:結合語法樹分析的實現框架，國立台中教育大學，碩士論文。

IMPLEMENTATION RESEARCH ON INTEGRATING INDUSTRIAL ROBOTICS AND VISION RECOGNITION TECHNOLOGY IN SMART PRODUCTION LINES

Abstract

With the rapid development of smart manufacturing technologies, computer vision and automated quality inspection have become essential components in modern production lines. This research integrates an artificial intelligence vision recognition system with a robotic arm to perform automated quality assessment and sorting of laser-engraved products. The study was conducted and tested within the university's Smart Production Laboratory. By implementing a deep learning-based image recognition model, the system analyzes whether the laser-engraved images meet predefined quality standards, subsequently classifying them as conforming or non-conforming items. Recognition results are transmitted simultaneously to the system interface, where a control module triggers the robotic arm to remove defective products, thereby achieving an automated smart inspection workflow. Experimental results demonstrate that the system can effectively identify the quality status of laser-engraved products, significantly enhancing inspection efficiency and consistency.

Keywords: Computer Vision, Smart Quality Inspection, Robotic Arm