



基於影像辨識技術之紗線斷面形態與根數自動化判別研究

指導教授: 蔡介元 教授

學生: 余奕宏、宋東霖、徐呈銘

研究動機與目的

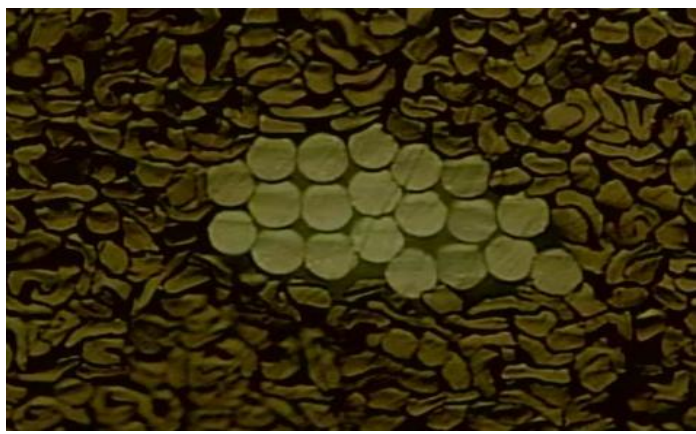
紡織產業中，紗線斷面的形狀與根數是影響品質的重要指標，但傳統人工檢測方式耗時、易受主觀判斷影響，難以確保穩定性。為提升檢測效率與一致性，本研究導入影像辨識與深度學習技術，建立一套自動化判別系統。本研究的目的是利用 YOLOv8 模型，自動辨識紗線斷面的形狀並計算根數，以協助工廠縮短檢測時間並提升品質判定準確性。



研究方法

資料收集與人工標註

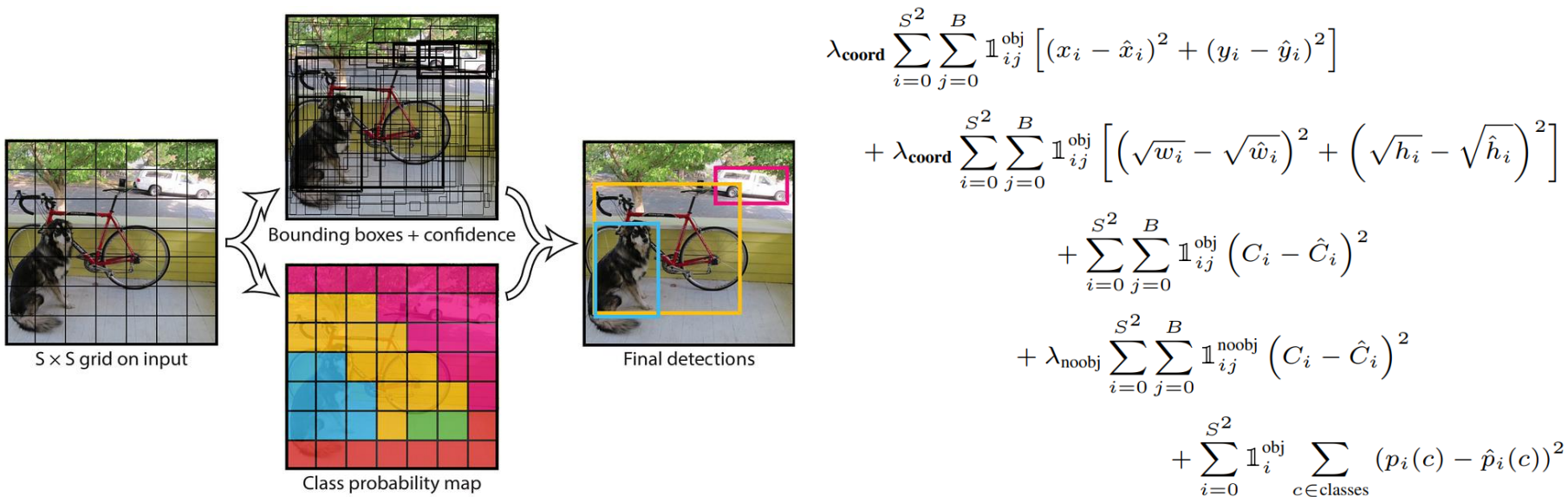
本研究使用工廠所提供之 600 張紗線斷面顯微鏡影像，包含三種類型：圓形、十字形、三角形各 200 張。所有影像皆在 Roboflow 網站進行人工標註，採用 polygon 多邊形框選方式，以不同顏色區分三類形狀，並轉換為 YOLO 格式。資料分割比例為 Train(訓練集)：80%、Valid(驗證集)：20%，並將 Train 資料集的照片數量乘以三倍，而 Valid 資料集的照片數量則保持不變，並設定 Train 資料集乘以三倍的圖片當中，為原本的圖片以水平與垂直翻轉另外呈現，且調整照片亮度，以及使照片模糊，以增加模型預測照片的廣度，並供後續模型訓練與驗證使用。



模型建構

YOLO 為一種端到端的即時物件偵測演算法，其核心概念是將整張影像分成數個的網格，每個網格負責預測落在該區域內的物件並輸出邊界框，而每個邊界框所包含物件的信心分數，並同時計算各類別的條件機率，透過這種方式，YOLO 能夠在單次前向傳播中完成物件偵測。

YOLO 的訓練過程採用損失函數 (Loss Function) 同時考量位置誤差、置信度誤差與分類誤差，透過此公式，YOLO 能同時學習位置、尺寸、置信度與分類，達到端到端的物件偵測效果。



$$\lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{w_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{h_i})^2] + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{c \in classes} \mathbb{1}_{ij}^{obj} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2$$

本研究採用 YOLOv8 建立紗線斷面辨識模型，並於 Visual Studio Code 中以 Python 執行訓練流程。模型訓練次數設定為 500 次 (epochs=500)，並加入 patience=30 的早停機制，使模型在連續 30 次無改善時自動停止。

訓練所需資料路徑與類別定義由 data.yaml 檔負責指定，內容包含訓練集與驗證集之影像位置、類別總數與名稱，使模型在訓練與輸出時能正確對應資料結構。

```
gpu train.py ...
1 if __name__ == '__main__':
2     from ultralytics import YOLO
3     model = YOLO("yolov8n.pt")
4     result = model.train(data="data.yaml", epochs=500, device=0, patience=30)

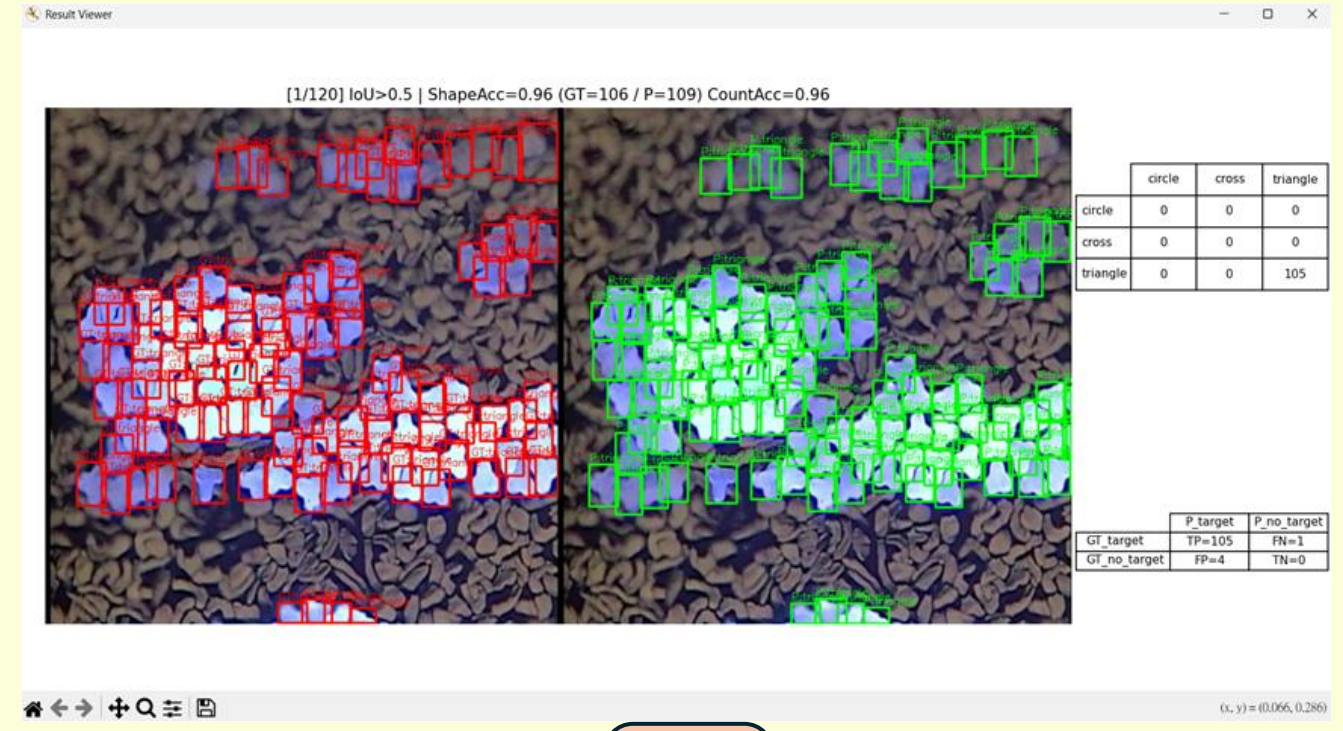
! data.yaml
1 train: ./train/images
2 val: ./valid/images
3 test: ./test/images
4
5 nc: 3
6 names: ['circle', 'cross', 'triangle']
7
8 roboflow:
9 workspace: project-gx6m5
10 project: -22obj
11 version: 11
12 license: CC BY 4.0
13 url: https://universe.roboflow.com/project-gx6m5/-22obj/dataset/11
```

模型準確性驗證

- ◆ 邊界框重合度 IoU = Intersection ÷ Union 透過座標位置先求出模型預測框與真實框之間的重疊區域 (Intersection)，再將其面積除以兩個框的聯集區域 (Union)。
- ◆ 物件數量
 1. TP (True Positive): 模型有正確偵測到的目標數量。
 2. FP (False Positive): 模型多預測的物件數量，表示真實上不存在的物件，但模型卻有預測出來。
 3. FN (False Negative): 模型少預測的物件數量，表示真實上存在的物件，但模型沒有正確預測出來。
 4. TN (True Negative): 模型正確判斷不存在物件，也就是正確判斷為背景，無法計數，皆為 0。
- ◆ 效能指標
 1. 辨識精確率 (Precision) = TP / (TP + FP)
 2. 辨識召回率 (Recall) = TP / (TP + FN)
 3. 辨識準確率 (Accuracy) = TP / (TP + FP + FN)
 4. 形狀準確率 (Shape Accuracy) = TP / max(真實標註數量, 預測數量)
 5. 數量準確率 (Count Accuracy) = TP / max(真實標註數量, 預測數量)

研究結果

原圖與預測結果之對比



訓練集 (Train) 之各項準確率

```
==== Confusion Matrix (IoU-based) ====
circle  cross  triangle
circle  12891   0       0
cross   1       25965   0
triangle 0       0       25983

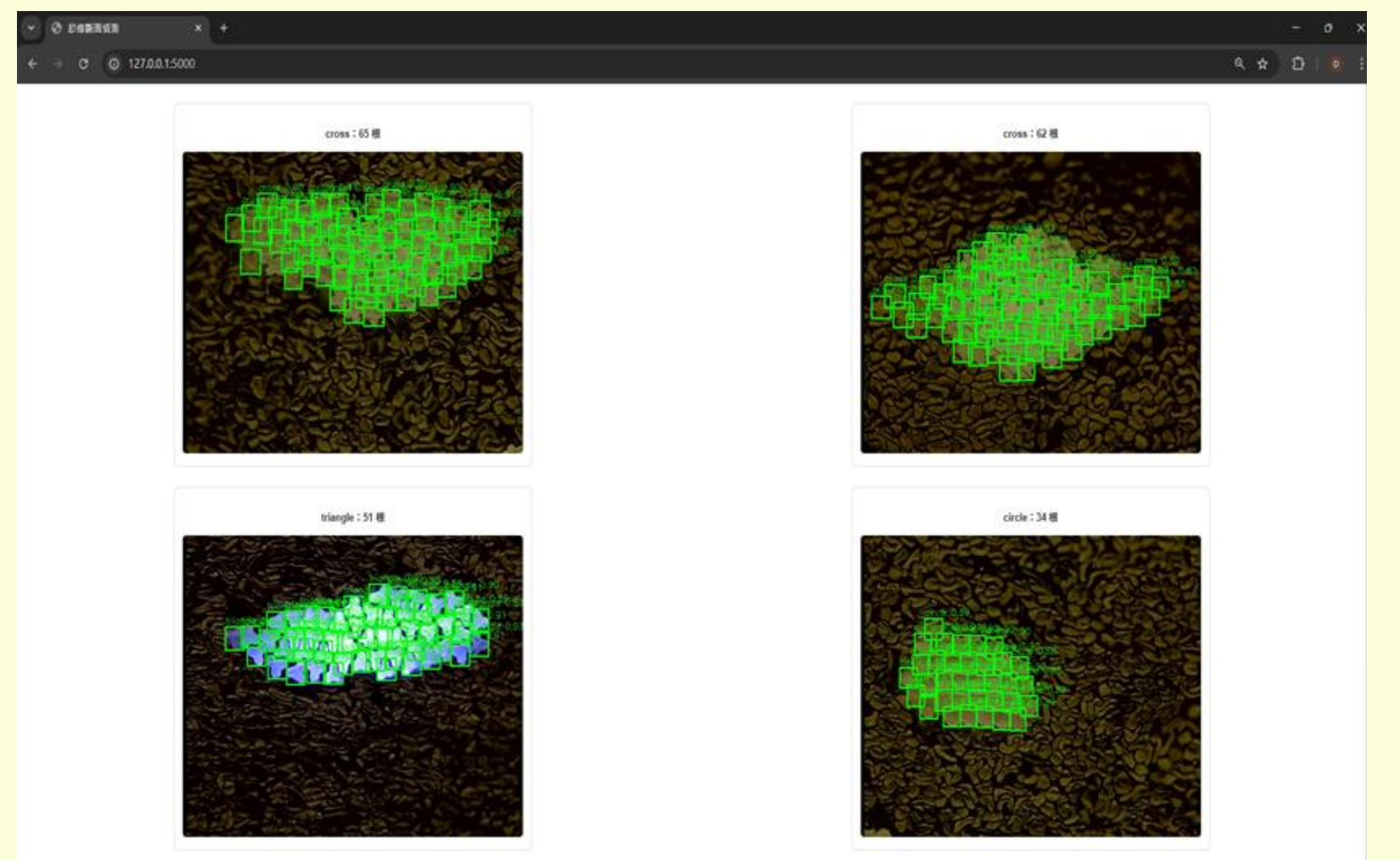
==== Summary ====
共偵測 1448 張照片
Total TP : 64759
Total FP : 1491
Total FN : 83
Avg Precision : 0.9775
Avg Recall : 0.9987
Avg Accuracy : 0.9763
Average Shape Accuracy : 0.9798
Average Count Accuracy : 0.9798
```

驗證集 (Valid) 之各項準確率

```
==== Confusion Matrix (IoU-based) ====
circle  cross  triangle
circle  1439   0       0
cross   0       1661   0
triangle 0       8       2179

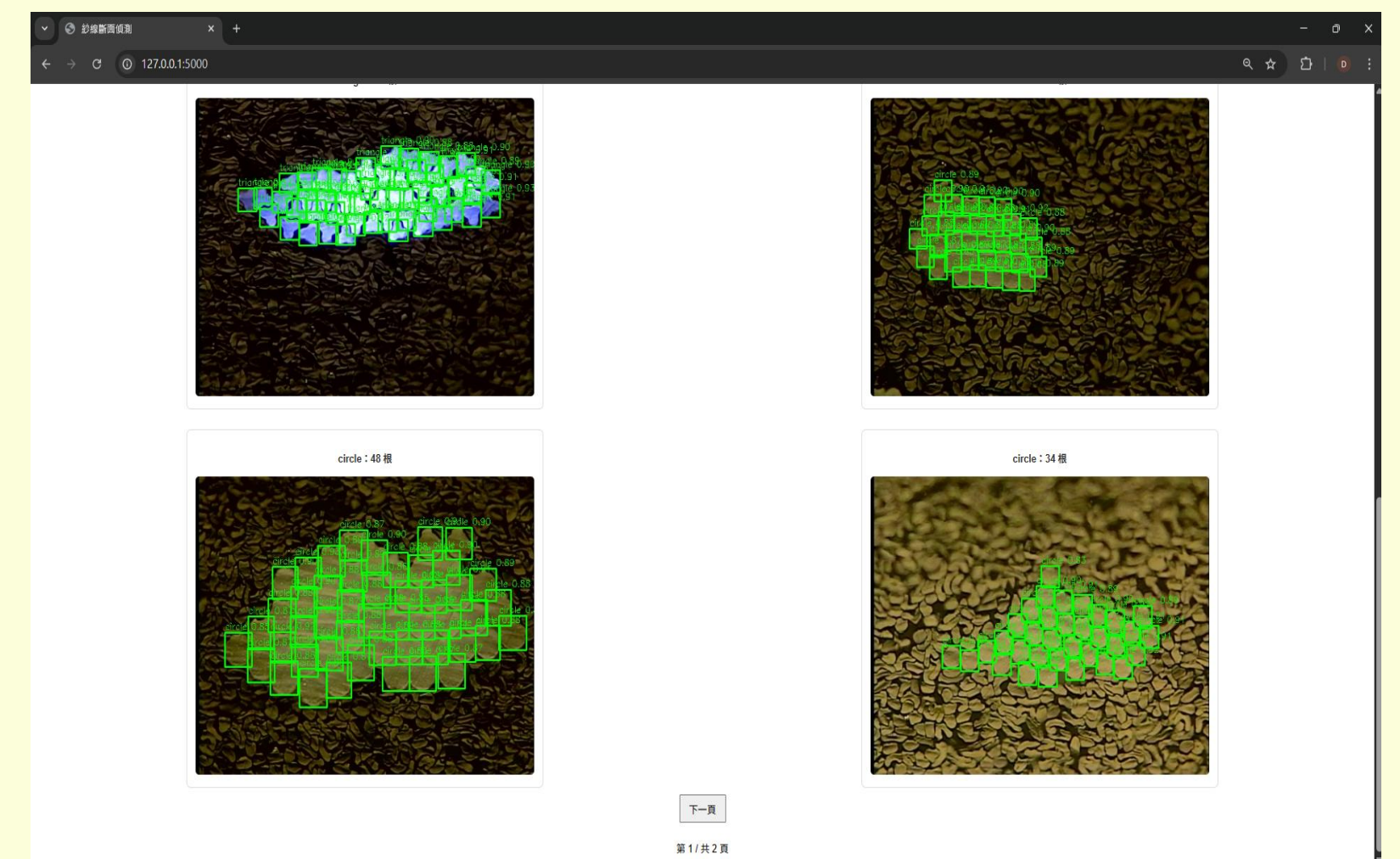
==== Summary ====
共偵測 120 張照片
Total TP : 5279
Total FP : 144
Total FN : 38
Avg Precision : 0.9734
Avg Recall : 0.9929
Avg Accuracy : 0.9667
Average Shape Accuracy : 0.9777
Average Count Accuracy : 0.9777
```

網頁介面圖



一頁最多可展示 8 張照片，超過 8 章則可切換至下一頁。

網頁介面圖 (下方有下一頁按鈕)



結論

模型表現

在效能表現方面，模型在 IoU 條件下，訓練集與驗證集的平均辨識精確率、平均辨識召回率與平均辨識準確率仍能維持在 96-99% 之間，以及高達 97.77% 的形狀與數量準確性，證明模型不僅能判斷形狀與數量，也具備一定的定位準確性。

使用者介面

本研究以 Flask 建置紗線斷面辨識介面，整合影像上傳、模型推論及結果視覺化功能，使使用者能在網頁上直覺操作並立即查看辨識框、統計數據與混淆矩陣。介面設計簡潔、使用門檻低，能有效協助非技術背景人員進行判別作業，提升系統的實務應用性與可操作性。

研究貢獻

此研究運用 YOLOv8 影像辨識技術建立紗線斷面形狀與根數自動化檢測系統，能有效改善傳統人工檢查耗時、易疲勞且判讀不一致的問題。透過深度學習模型分析顯微鏡影像，本系統可穩定辨識不同紗線斷面型態，並自動計算根數，提高品質檢測的速度與準確度。此技術取代以經驗為主的人工判讀，不僅能降低人力成本，也可提供一致、客觀且量化的檢測標準，協助紡織業建立更可靠的品質控管流程。