

中國機械工程學會第四十二屆全國學術研討會長摘要格式

李奎佐^{1*}、王澤文²、許晴情^{2#}

^{1,2}工業技術研究院中分院

^{2#}農業部台中區農業改良場

¹E-mail: itriB30079@itri.org.tw

1. 研究動機

葡萄露菌病 (*Plasmopara viticola*) 是葡萄生產上最具威脅性的病害之一，特別在台灣夏季高溫多濕條件下容易流行。病害初期僅呈現葉片黃色油狀斑點，此時若能及早偵測並施藥，防治效果最佳；若延誤至褐色壞斑階段，往往導致葉片乾枯脫落，造成產量與品質嚴重損失。由於人工巡查耗時且易受經驗限制，需要建立自動化早期診斷工具。因此，本研究結合影像分割與邊緣運算模組，發展即時病斑辨識技術，以提升田間病害管理的精準度與效率。

2. 研究方法

我們搜集了葡萄葉影像共81張，分成訓練集69張與測試集12張，並標記出黃色斑紋的發病初期以及紅褐色斑紋的發病晚期，如圖一、圖二所示。我們利用Yolo11[1] 模型進行訓練，並將訓練好的模型部署到邊緣運算模組Nvidia Jetson Orin NX (16GB)上來進行推論，辨識結果如圖三所示。而模型部署流程為讀取ONNX通用格式、量化 (FP32轉成INT8) [2]、轉換成TensorRT格式[3]。

3. 結果



圖一 葡萄葉影像

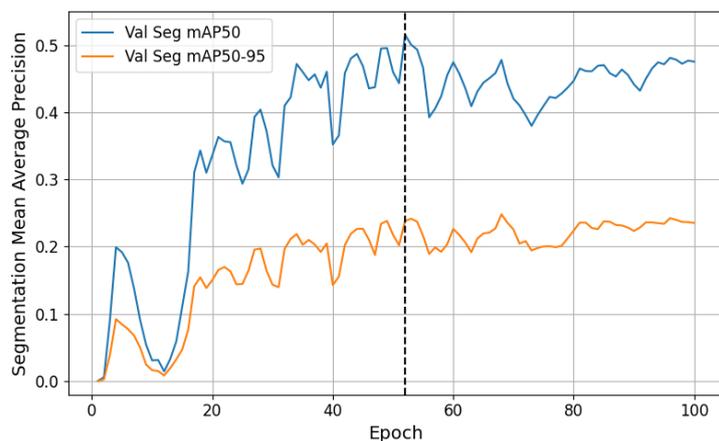


圖二 葡萄葉影像之病斑標記



圖三 葡萄葉影像之病斑辨識結果

圖一為葡萄葉影像，圖二是影像之病斑標記，圖三是影像之病斑辨識結果。表一為數據比較圖，對於以工作站進行推論，以邊緣運算板(有量化)來推論，辨識正確率 (mAP50) 會從0.515降到0.482，但能將模型大小從12 MB降至5.6 MB，運算時間從26.0 ms降至9.3 ms，而運算時間包含了以下流程：1 將1920*1080*3影像調整成640*640*3，2 進行辨識，3 進行Non-maximum suppression。另外，本研究使用的工作站規格為CPU：Intel Core i9-14900K, 24 cores, 6 GHz，RAM：128 GB DDR5，GPU：Nvidia GeForce RTX 4090。



圖四

表一 數據比較

推論方式	mAP50	mAP50-95	運算時間	大小
工作站	0.515	0.237	26.0 ms	12 MB
邊緣運算板 (無量化)	0.508	0.233	26.0 ms	13 MB
邊緣運算板 (有量化)	0.482	0.226	9.3 ms	5.6 MB

4. 結論

以邊緣運算板來進行推論，雖然正確率會比以工作站來推論還低，但能使運算時間從26.0 ms降至9.3 ms，模型大小從12 MB降至5.6 MB，未來將有利於場域內的即時辨識。

關鍵字：邊緣運算, 病害辨識, 葡萄露菌病

參考文獻

- [1] YOLOv11: An Overview of the Key Architectural Enhancements. Rahima Khanam, Muhammad Hussain. 2024.
- [2] A Survey of Model Compression and Acceleration for Deep Neural Networks. Yu Cheng, Duo Wang, Pan Zhou. 2020.
- [3] NVIDIA TensorRT. <https://developer.nvidia.com/tensorrt>.