影像自動辨識技術在檢防疫介殼蟲害鑑定之應用

郭子敬[1] 謝方智[1] 陳淑佩[2] 郭彥甫[1,*]

[1]國立台灣大學生物機電工程學系。台灣 台北市。

[2]行政農業委員會農委會農業試驗所應用動物組。台灣 台中市。

摘要

介殼蟲為台灣水果產業上的害蟲，近年更是造成我國重大的出口損失。傳統上果物表皮是否有介殼蟲係用人工肉眼的方式進行辨識，然而人工檢查耗時費力，且出口量龐大，無法逐顆仔細檢測，導致近年在他國海關檢疫出介殼蟲而導致禁止進口的案例發生，對於大量依賴出口的台灣水果經濟而言，實屬重大危機。為了有效地避免介殼蟲對於水果的風味、賣像以及出口造成影響，我們採取自動化方式，利用機器視覺與深度學習的方式，來達到快速、省力的輔助檢查手段。本研究利用物件偵測卷積神經網路模型——YOLOv5 進行介殼蟲辨識。我們建置三個物件偵測模型分別用以檢測鳳梨、釋迦與檸檬三種果物表面的介殼蟲，以期能幫助實現國內果物出口前的介殼蟲害自動檢測。本研究透過農試所研究人員協助蒐集影像進行模型偵測。經測試得到鳳梨水果之模型準確率（mAP@0.5）粉介殼蟲為 0.558 和褐圓盾介殼蟲為 0.371、釋迦模型準確率粉介殼蟲為 0.8001、檸檬模型準確率黑片圓盾介殼蟲為 0.7956。可以看到目前在處理介殼蟲害上釋迦和檸檬的模型已經可以有效率地偵測介殼蟲，但是鳳梨因為表皮紋路複雜且有縫隙不利於蟲體辨識，因此在準確率上的表現不如另外兩種果物。這個研究提出的方法可以提升檢測的效率與品質，避免因人工辨識耗時費力，無法逐一檢查的窘境，並提供介殼蟲出口檢測適當的輔助，以維護台灣農產品出口的品質。

關鍵詞：介殼蟲、台灣介殼蟲害、機器視覺、深度學習

*論文聯繫人

E-mail: ykuo@ntu.edu.tw

前言

介殼蟲為一種在植物以及果實上常見的害蟲，此類害蟲吸食植物汁液導致植物生長不良、葉片枯萎掉落，嚴重時導致植物死亡；而對於果實，介殼蟲會使果實黃化或紅化，而且還會減少果實糖分並影響外觀，嚴重時更會導致病害傳播（Chen *et al.* 2003），造成經濟上的重大損失。近年來介殼蟲害導致國內果物出口屢遭限制，使得介殼蟲的防治與出口前的檢測成為不可懈怠的議題。

根據鳳梨、芒果及紅龍果良好農業規範（行政院農委會 2021）中的流程圖，害蟲檢疫主要集中於收成時期，以人工肉眼檢查收成果實的蟲害情形，以達成出口前的蟲害防治。因為水果貨量龐大，人工處理速度緩慢效率不佳，無法逐一檢查，導致近期仍在出口時發現有介殼蟲害。因此我們需要採取更有效的方式在出口前挑檢出仍有殘存蟲害的果品，以維持出口貨物品質與名譽。

本研究使用 YOLOv5 模型來進行介殼蟲影像辯識，目前採用三種果品進行模型訓練，分別為鳳梨、釋迦、檸檬。由於已搜集資料數量不平衡，本研究將會將三種果品的介殼蟲影像辨識模型個別分開訓練。模型在結果上只會將介殼蟲位置定位標示，因為影像為使用智慧型手機進行搜集，在解析度不足以及介殼蟲的品種繁多的情況下，無法準確辨識出介殼蟲品種和位置。

材料與方法

1.影像搜集與標記

水果及介殼蟲影像來源主要為田間以及集貨場採樣，並利用智慧型手機拍攝影像。手機設備解析度為 4032x2268 個像素，光線採取自然光，並以白紙或白牆為背景。

目前使用帶有介殼蟲的鳳梨、釋迦與檸檬三種水果的影像進行訓練，並使用 roboflow（USA 2020）進行介殼蟲標記的作業。鳳梨上介殼蟲有數種，基於手機影像解析度對介殼蟲特徵辨別上的限制，我們僅將鳳梨上介殼蟲分為兩種類別：第一種為粉介殼蟲（mealybug）；第二種為褐圓盾介殼蟲（*Chrysomphalus aonidum*）。釋迦上的多種介殼蟲也因為特徵不明確，因此在影像辨識上皆歸為粉介殼蟲。檸檬上的介殼蟲標記為黑片盾介殼蟲（*Parlatoria ziziphi*）。

2.影像處理與資料強化

訓練及辨識過程中，水果影像將被縮放成 1280x1280 個像素。而為了要讓模型能應對更廣泛的情形，以及增加訓練時的資料量，我們使用圖片翻轉、裁切、拼接的方式進行資料增強（data

augmentation），以增加影像多樣性以及數量。目前用於訓練的照片如下表（表 1.）所示。

表 1. 影像張數與分配

Table 1. The distribution and the number of images.

Fruits	The number of images	The number of augmented images	The number of training images	The number of validation images
Pineapple	1247	3015	2739	276
Sweet apple	247	1867	1593	274
Lemon	124	281	244	37

3.模型介紹

YOLOv5 作為一個物件偵測模型，其功能為在圖片中偵測並辨識物件的位置、種類。透過將圖片切割成不重疊網格並由單一網格偵測欲辨識物件，其物件偵測的速度及準確度表現佳，使他至今成為許多機器視覺領域中的應用對象。 YOLOv5 模型的架構可見圖 1.，主要可分成四個部分討論，依序為模型的輸入端（Input）、主幹(backbone)、頸部(neck)以及輸出端(head)。輸入端沿用了 YOLOv4 的馬賽克資料增強方法（mosaic data augmentation），藉由裁剪及拼貼原始影像而增加訓練資料的複雜度以及豐富度，進而達成更好的模型訓練效果。。主幹功用為提取圖片特徵，YOLOv5 採用了 CSPNet（cross stage partial network）作為參考架構，使模型達成輕量化同時又保證準確率。頸部將主幹提取的圖片特徵進行處理，以利輸出端進行預測，YOLOv5 採用 FPN+PAN 結構，將特徵圖進行上採樣提取定位特徵及下採樣提取語義特徵。而輸出端採用速度及精度較佳的 CIOU_Loss 作為 Bouding Box 的損失函數（loss function），並加入了非極大值抑制（non–maximum suppression, NMS），提升了模型在重疊物件上的偵測表現。

YOLOv5 模型有以下優點：一、便於一般用戶使用，可以輕易地用其訓練自己的資料集；二、因為圖像切割辨識的關係，對於小物件有較高的辨識率；三、模型輕

便，可以被佈署在許多系統中。因此本研究決定採用 YOLOv5 作為判釋系統所使用之模型。

結果與討論

1.鳳梨模型

根據測試集測試結果，粉介殼蟲的判識準確率（mAP@0.5）為 0.558，褐圓盾介殼蟲的判識準確率為 0.371。兩者準確率的落差可以歸因於標記的數量，訓練影像中粉介殼蟲的標記高達 10790 個，但是褐圓盾介殼蟲卻只有 1734 個。由於 YOLOv5 在訓練過程中，標記的數量會顯著影響到訓練結果，因此 YOLOv5 在不平衡資料下學習成果無法達到期望。

粉介殼蟲當前準確率只有 0.558，比較基準真相（ground truth）與預測結果（prediction）（圖 2.(a), (b)），可以發現模型對於顏色和周圍表皮上的蠟顏色相近（圖 2.(b)黃色方框內）。此外過小的介殼蟲，亦會有誤判的情況發生。在影像解析度不足的情況下，介殼蟲和周圍表皮上的蠟顏色差異過小，標記時就會產生困難，導致無法準確辨識目標。褐圓盾介殼蟲的準確率低落除了本身標記數量不足以外，還與褐圓盾介殼蟲常出現的位置有關。褐圓盾介殼蟲較常出現於鳳梨的間隙中，因此在影像上皆處於較為模糊、特徵不明顯的狀態。這些因素都會導致模型在訓練時難以提升準確率。

鳳梨模型最終得到的訓練時物件損失值（training object loss）為 0.02585，而驗證時物件損失值為（validation object loss）為 0.06143，由圖 3.(a)可以推斷模型有過擬合（overfitting）發生。

2.釋迦模型

釋迦模型欲辨識的介殼蟲類別為單一種，而其辨識準確率（mAP@0.5）為 0.8001，訓練中的介殼蟲標記數量為 3807 個。雖然數量並無鳳梨上的粉介殼蟲多，但準確率的表現較鳳梨優異。兩者的差異推測為背景複雜度造成，因為鳳梨表皮上有較多的蠟和介殼蟲相似，而釋迦的表皮較乾淨，因此雖標記數量較少，釋迦卻能有較高的準確率。

比較基準真相和預測結果（圖 2.(c), (d)），可以看到在圖中收集到的基準真相中，部分標記框中是無法觀測到明顯蟲體的，加上影像會進行壓縮後才進行訓練，因此物件過小不利於模型偵測。

釋迦模型最終的訓練損失值為 0.006451，而驗證損失值為 0.01846，由圖 3.(b)可以看到模型有過擬合的情形。

3.檸檬模型

檸檬模型欲辨識的介殼蟲類別為單一種，其辨識準確率（mAP@0.5）為 0.7956，訓練資料中的介殼蟲標記數量為 6922 個。檸檬準確率和釋迦相近，推測原因為其影像背景複雜度比較高，因此雖有

較多的標記，卻有和檸檬相近的學習結果。而檸檬的表皮複雜度低於鳳梨，因此比較鳳梨上粉介殼蟲和檸檬上介殼蟲的辨識準確率，檸檬仍較高。

比較基準真相和預測結果（圖 2.(e), (f)），可以發現檸檬表皮介殼蟲預測上缺漏的蟲體屬於以下兩種情形：第一、蟲體重疊聚集，導致形狀呈不規則狀（圖 2.(f) 淺綠色方框）而非常見的橢圓狀，因此在預測上產生困難；第二、蟲體過小，與檸檬上的斑點過於類似（圖 2.(f)紅色方框），導致電腦誤判。

檸檬模型最終的訓練損失值為 0.1064 以及驗證損失值為 0.1105，由圖 3.(c)可以看出兩者曲線吻合，推斷模型的學習狀況良好。

結論

這項研究中，我們使用 YOLOv5 進行介殼蟲影像偵測，我們訓練三個獨立模型以辨識鳳梨、釋迦以及檸檬三種水果表面的介殼蟲，其中鳳梨的模型準確率（mAP@0.5）為粉介殼蟲 0.558 和褐圓盾介殼蟲 0.371，釋迦對粉介殼蟲的模型準確率 0.8001，檸檬對黑片盾介克蟲為 0.7956。目前釋迦和檸檬的準確度，已可作為人工輔助；鳳梨則因為表皮的紋路與縫隙，使其準確度不足，尚無法作為輔助。若有機會，此研究未來可以在果物在包裝出口前，輔助人工辨識，提升介殼蟲辨識的效率與良率，並維護台灣水果在出口上的品質與名譽。

參考文獻

Chen, S. P., J. Y., Wong, and W. J., Wu. 2003. Proceedings of Workshop on Identification and Diagnosis of Important Insect Pest (3). Brief Introduction of Scale Insects of Important pest prevention. (in Chinese) from https://www.baphiq.gov.tw/userfiles/ 01(6).pdf

COA. 2021. Pineapple, Mango, and Pitaya TGAP PLUS. (in Chinese) from https://taft.coa. gov.tw /public/data/13121892671.pdf

Hsieh, K. Y., C. K., Ho, and Y. F., Kuo. 2018. Detecting and Counting Soybean Aphids Using Convolutional Neural Network. 2018 ASABE Annual International Meeting, July 29–August 1, 2018.

Chen, J. W., W. J., Lin, H. J., Cheng, C. L., Hung, C. Y., Lin, and S. P., Chen. 2021. A Smartphone-Based Application for Scale Pest Detection Using Multiple-Object Detection Methods.

Redmon, J., S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi. 2016. You only look once: Unified, real-time object detection. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 779–788).

Redmon, J. and A. Farhadi. 2017. YOLO9000: better, faster, stronger. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 7263–7271).

Redmon, J. and A. Farhadi. 2018. Yolov3: An incremental improvement. arXiv preprint arXiv:1804.02767.

Bochkovskiy, A., C. Y. Wang, and H. Y. M. Liao. 2020. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv:2004.10934.

Xu, Renjie, Haifeng Lin, Kangjie Lu, Lin Cao, and Yunfei Liu. 2021. A Forest Fire Detection System Based on Ensemble Learning. Forests. 12. 217. 10.3390/ f12020217. from https://www.researchgate.net/figure/The-network-architecture-of-Yolov5-It-consists-of-three-parts-1-Backbone-CSPDarknet_ fig1_349299852

Takimoto, H., Y. Sato, A. J. Nagano, K. K. Shimizu, and A. Kanagawa. 2021. Using a two-stage convolutional neural network to rapidly identify tiny herbivorous beetles in the field. Ecological Informatics, 66, p.101466.

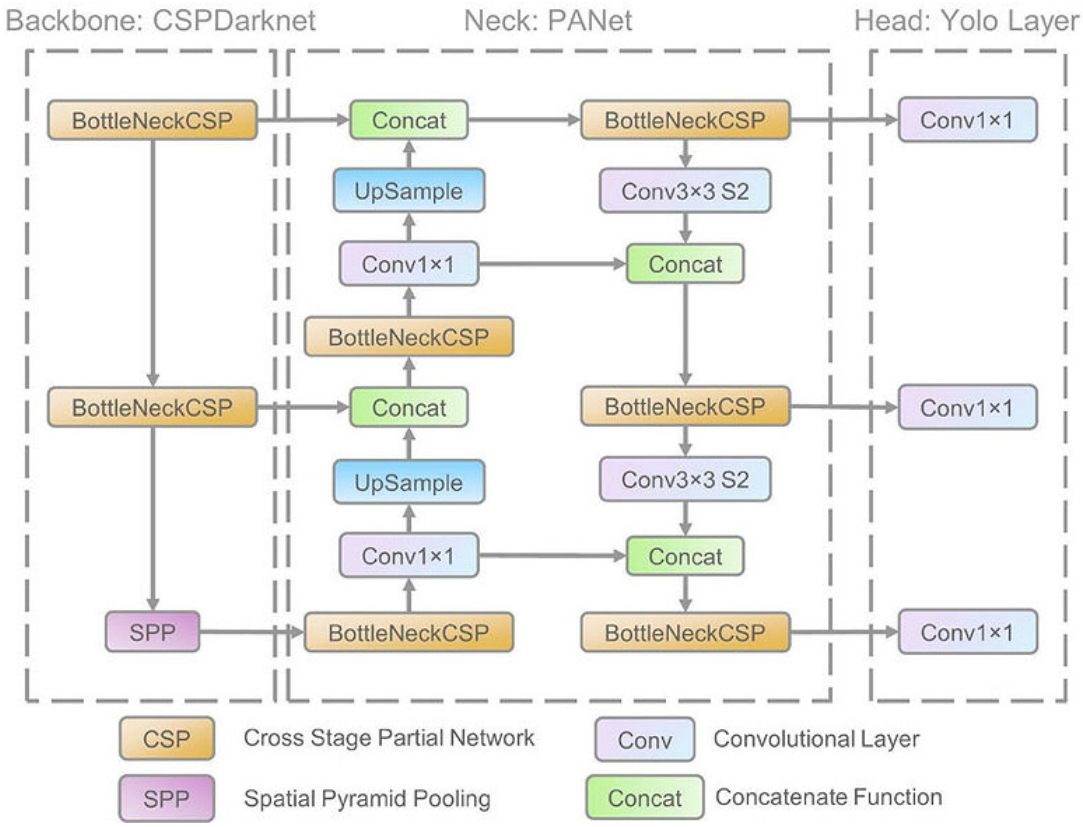


圖 1. YOLOv5 結構圖（Xu *et al.* 2021）。

Fig. 1. the YOLOv5’ s structure.

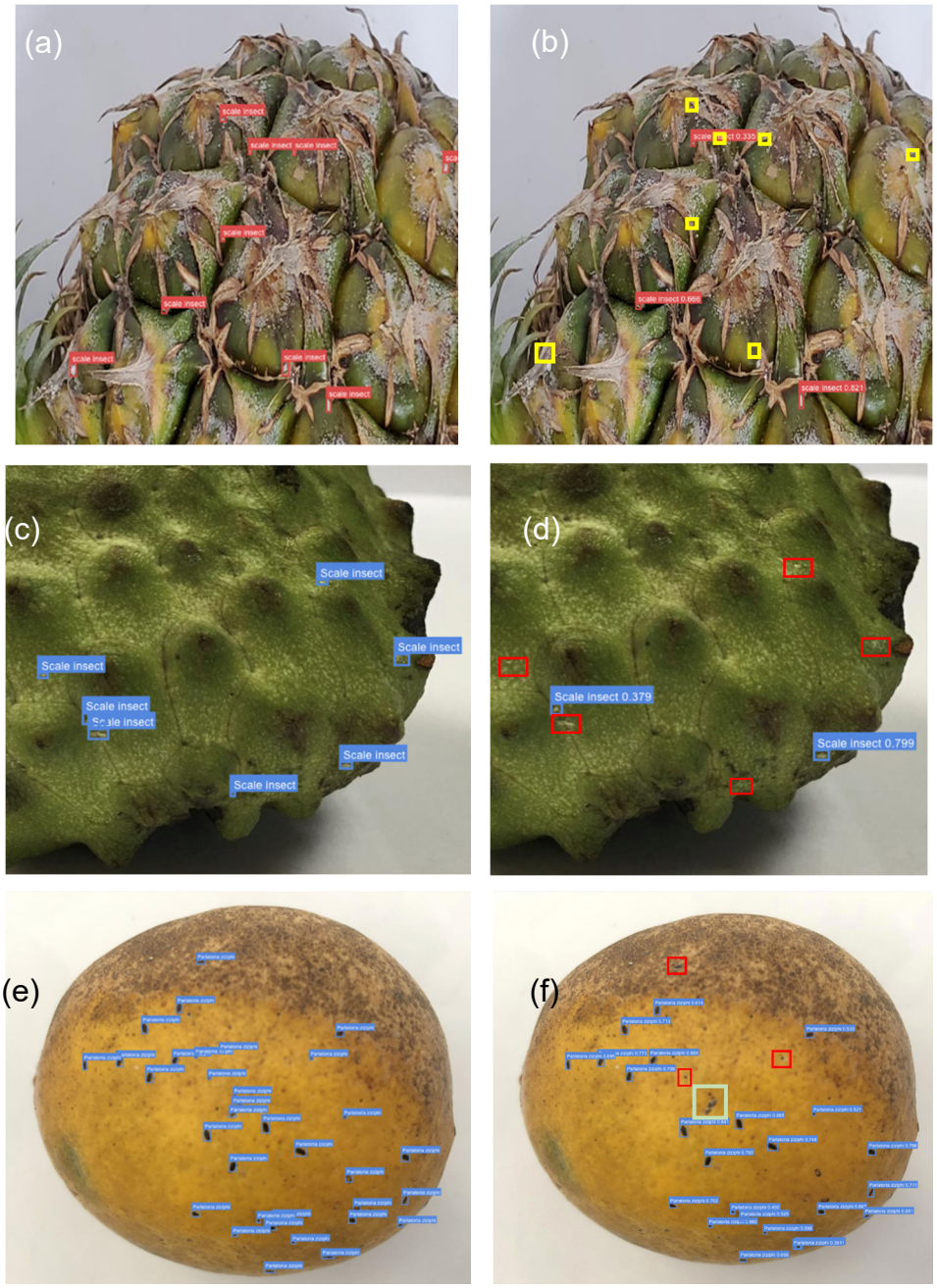


圖 2. (a) 鳳梨基準真相、(b) 鳳梨預測結果、(c) 釋迦基準真相、(d) 釋迦預測結、(e) 檸檬基準真相、(f) 檸檬預測結果。

Fig. 2. (a) the pineapple’ s ground truth, (b) the pineapple’ s prediction, (c) the sweet apple’ s ground truth, (d) the sweet apple’ s prediction, (e) the lemon’ s ground truth, (f) the lemon’ s prediction.

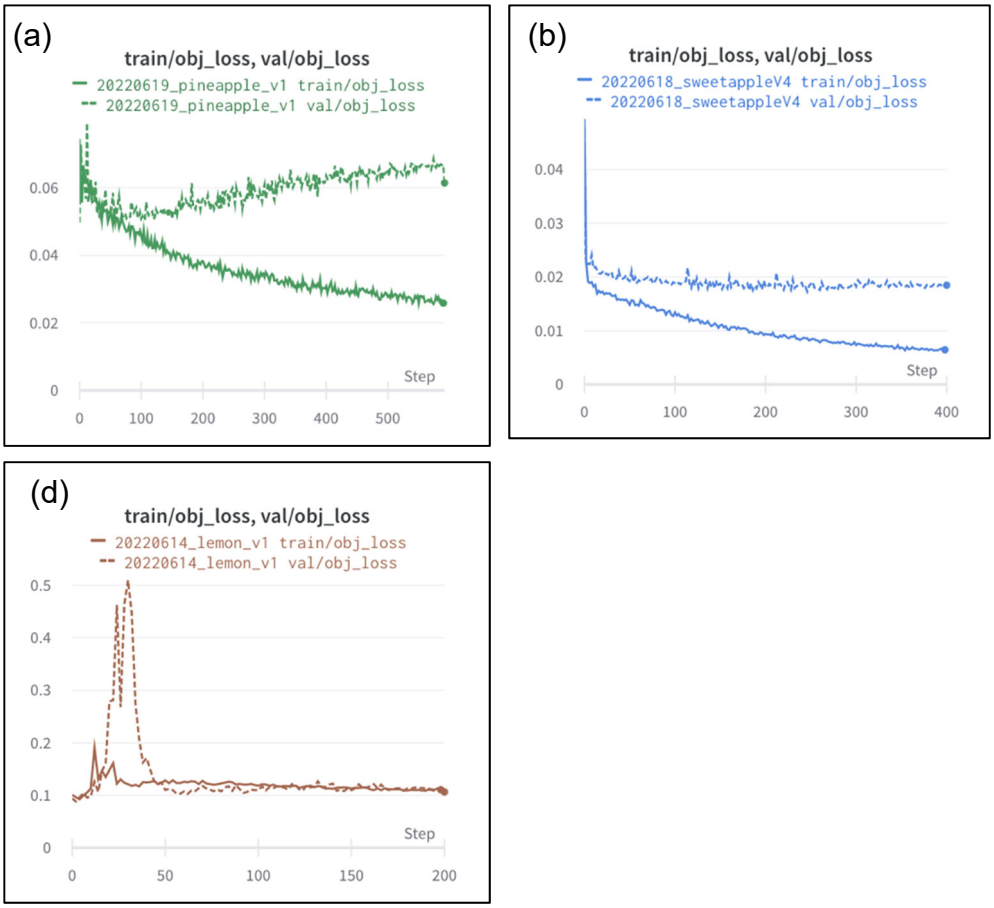


圖 3. (a) 鳳梨損失函數圖、(b) 釋迦損失函數圖、(c) 檸檬損失函數圖

Fig. 3. (a) pineapple loss function figure, (b) sweet apple loss function figure, (c) lemon loss function figure

Application of Automatic Scale Insect Detections on Insect Quarantine

Tzu-Ching Kuo[1], Fang-Chih Heish[1], Shu-Peu Chen[2], and Yan-Fu Kuo[1,*]

[1]National Taiwan University, Taipei, Taiwan, ROC.

[2]Applied Zoology Division, Taiwan Agricultural Research Institute, Taichung, Taiwan, ROC.

Abstract

Scale insects are pest in Taiwan’ s fruit industry. Recently, they have caused great export losses to our country. Traditionally, whether scale insects existing on fruit peels are inspected by naked eye. However, manual inspection is time-consuming and laborious, and due to the immense amount of export, it is impossible to inspect scale insects thoroughly. In recent years, customs of other countries still have quarantined scale insects on fruits. It is a serious crisis for Taiwan’ s fruit economy which heavily relies on exports. In order to effectively avoid the impact of flavor, appearance, and export of fruits, we decided to adopt automatic methods, utilizing machine vision and machine deep learning to achieve rapid and labor-saving auxiliary detection methods. This study uses object detection convolutional neural network, YOLOv5, to identify scale insects. To accomplish automatic detection before exporting fruits, we constructed three object detection models to detect scale insects on the peels of pineapple, sweet apples, and lemons. In this research, the expert in Taiwan Agricultural Research Institute Council of Agriculture assisted in image collection for model detection. After testing, the model accuracy(mAP@0.5) of pineapple was 0.558 for scale insect and 0.371 for *Chrysomphalus aonidum*, the model accuracy of sweet apple was 0.8001 for scale insects, the model accuracy of lemons was 0.7956 for *Parlatoria ziziphi*. It can be seen that on detecting scale insects, the sweet apple and lemon models are able to detect

*Corresponding author.
E-mail: ykuo@ntu.edu.tw

scale insects effectively, but the pineapple model are not as accurate as the other two due to the complex peel texture and seams which are inconducive for pest identification. The method proposed in this study can improve the efficiency and quality of inspection, and provide appropriate assistance of pest quarantine to maintain the quality of Taiwan’ s produce export.

Key words: Scale insect, Scale pest in Taiwan, Machine vision, Deep learning