

青花菜採摘系統之影像辨識模型建置- 以Solomon AccuPick 3D為例¹

洪榆宸、張金元、李東霖²

摘 要

本研究使用 Solomon AccuPick 3D 機器視覺軟體建置青花菜成熟度辨識模型，演算法以 Mark R-CNN 作為訓練基底，以不同圖資數量(600 張、300 張、150 張)及不同訓練方式(一般訓練、資料擴增)建置 6 種模型，使用模型評估指標比較模型間之差異。試驗結果顯示，6 種模型具有相近的辨識表現，其中 600 張圖資訓練之模型皆有較高的召回率(0.81)，可正確辨識青花菜不同成熟度的數量較多，惟精確率相對較低，於 0.81-0.83 之間；150 張圖資訓練之模型有較低的召回率(0.69-0.71)，但精準率相對較高，於 0.89-0.91 之間。經綜合評估該軟體在一般訓練和資料擴增兩者間之模型表現上並無顯著差異，以 Model A(600/一般)之 mAP = 0.77 和 Model A⁺(600/擴增)之 mAP = 0.76 兩種模型有較佳的影像辨識結果，青花菜成熟度辨識模型將搭載至青花菜採摘機構，以實現自動選擇青花菜之採摘作業。

關鍵字：青花菜、成熟度、機器學習、Mark R-CNN

前 言

青花菜(*Brassica oleracea* var. *italica* Planck)為十字花科蕓苔屬的多年生宿根性草本植物，英名為Broccoli，又具西蘭花、綠花菜、綠花椰菜及青花苔等別名。青花菜含有豐富的膳食纖維、維生素C及具防癌功效的硫配醣體(Glucosinolate)，成為消費者喜愛的蔬菜之一^(1,2)。青花菜偏好涼爽濕潤的氣候，在臺灣以11至4月為主要產期，品種多為早生種或中生種，主要產地為嘉義、彰化及雲林等地，依農糧署109年數據資料顯示，全臺種植面積約為3,201公頃，平均生產量約7萬691公噸，近年產量呈現持平趨勢^(3,5)。

青花菜的採收以人工為主，由於同批種植的青花菜，會有成熟度不一的現象，在收穫期需進行選擇性的採收作業，通常一田區需採收2至3輪，並依靠農民的經驗判斷花球是否可採收，不僅取決於花球大小，亦考量其成熟狀態，是一項勞動密集度高及需高判斷性的工作。依據國內外數據統計，目前青花菜的採收成本佔總生產成本約四分之一，而勞力稀缺已成為產業現況，因此各國皆朝向省工機械發展^(4,6,7,8)。早期所開發一次性採收青花菜的自動採收機，因機械化的單次採收會減少青花菜的總產量，較小的青花菜尚未充分成長而被一併採收，到

¹ 行政院農業委員會臺中區農業改良場研究報告第 1040 號。

² 行政院農業委員會臺中區農業改良場計畫助理、助理研究員、研究助理。

新鮮市場上只有約50%的青花菜可出售，因此對大多數的農民是無法接受的⁽¹⁵⁾。目前青花菜省工採收機械，有台車結合跨畦式輸送帶之採收機構，以5至6人在各畦溝間採收成熟花球，並將其花球放置輸送帶上，再由1至2人在台車上分類輸送帶上的花球，如此的分工作業，可有效提升整體的採收效率，但仍需一定的人力成本^(13,14)。

以結合影像辨識的採收機，作為可選擇性的採收青花菜，分別為RoboVeg商用青花菜採收機及MYCOM專利原型機。RoboVeg公司開發了一種需連接曳引機上的機構，並使用視覺系統檢測青花菜及機械手臂進行採收⁽¹²⁾；MYCOM原型機為自走式，機器檢測到青花菜由固定刀具進行採收⁽¹⁰⁾。儘管資料顯示兩台機器皆具優良的性能，定位和採收青花菜只需要2-3秒，但投入成本門檻高，可負擔通常為大型種植者。由於臺灣皆為中小型種植者，而選擇性採收需以影像辨識作為基石，故本研究使用Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體，建立辨別青花菜成熟度之模型，試驗評估其可行性，期加速研發一種簡單且低成本的自動青花菜採摘系統之原型機。

材料與方法

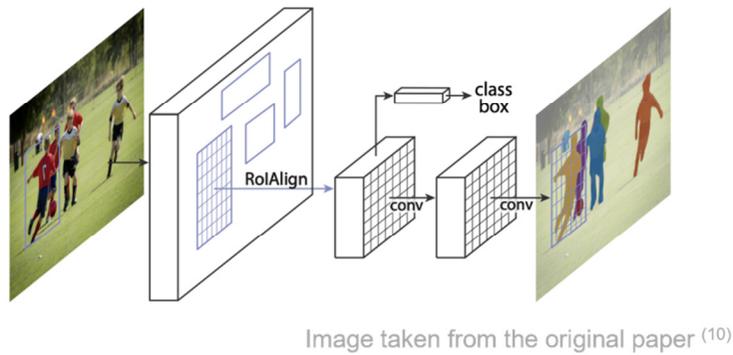
一、圖資採集裝置與環境

一台具選擇性的青花菜自動採收機，其關鍵為能分析圖資並定位和檢測青花菜的系統，達到如人類的視覺感知。因此，為取得花球影像及相對位置數據，選用Microsoft Azure Kinect DK深度相機進行拍攝，畫素為1920×1200 pixel，同時搭配Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體進行建立青花菜檢測模型，並與後續研製的採收機構做整合，可將花球的相關資訊(如位置、成熟度)傳輸訊號至採收機構進行採收。影像深度學習使用ASUS ROG Zephyrus G14筆電進行運算，其主要搭載AMD Ryzen™ 9-5900HS Processor 3.1 GHz處理器及NVIDIA® GeForce RTX™ 3060 6GB GDDR6獨立顯示卡。圖資採集於111年2-3月，地點為彰化縣大村鄉臺中區農業改良場，青花菜品種為‘綠寶’，拍攝作業架設移動式簡易立架，將深度相機設置於架子上，並連結筆電，開啟Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體與其同步，深度相機以固定離青花菜田之畦面1 m處進行拍攝，逐一採集青花菜圖資，並同時搭設遮陰傘以防青花菜成像過曝。

二、模型建置與訓練方式

採集的圖資隨機分配為訓練集與驗證集兩子集，分配方式於三、試驗設計中說明。將訓練集以Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體進入Recognition介面，針對不同類群進行分類與標記，完成後進行深度學習建置模型。Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體是採用Mask R-CNN進行深度學習，Mask R-CNN⁽⁹⁾是一種實例分割(Instance Segmentation)的演算法，其為Faster R-CNN的擴展，其主幹為卷積神經網絡(一般使用ResNet50或ResNet101)，並利用特徵金字塔網絡(Feature Pyramid Networks)從圖像中提取各種分辨率尺度的特徵圖。在主幹之後，區域建議網絡(Region Proposal Network)從特徵圖中提議不同物件的感興趣區域(Region of Interest,

ROI)，為避免同一物件出現重複的ROI，使用非最大抑制(Non-Maximum Suppression, NMS) 去除與信度最高ROI重疊的ROI，NMS 後剩餘的ROI與ROI Align層重新對齊。最後ROI轉換為固定大小的特徵圖，並分出兩個分支，第一個分支有兩個全連接層 (Fully Connected Layer)，其中一個執行物件分類，另一個通過回歸進行邊界框細化(Refinement)；第二個分支有兩個完全卷積層，它們在邊界框內分割物件像素，產生遮罩(圖一)。



圖一、Mark R-CNN 架構。

Fig. 1. Architecture of Mark R-CNN.

三、試驗設計

本研究圖資採集共807張，青花菜顆數約為2,259顆，每顆青花菜經由專業人士判別3個成長階段之類群，分別為未成熟、成熟及過熟階段(圖二)，特徵說明如下：

- (一)未成熟：尺寸小、花球緊實、顏色呈現黃綠色，花蕾發育中。
- (二)成熟：達採收尺寸，部分尺寸小的有成熟的情況、花球稍緊實、顏色呈現翠綠色，大部分花蕾發育完成。
- (三)過熟：花球鬆散、顏色呈現綠色參雜黃褐色，花蕾有開花情形。

圖資隨機分配600張及207張兩群組，600張群組建立150、300、600張3個訓練集，207張群組作為驗證集，青花菜成熟度分類顆數如表一。每一訓練集建立一般訓練組及資料擴增組2個模型，共6個模型，一般訓練組為標記分類完直接訓練之模型，資料擴增組為加入幾何轉換之平移(Shift)、旋轉(Rotate)及縮放(Zoom)等功能，調整其參數後訓練之模型。訓練完之6個模型進行評估，並以相同驗證集分析其模型表現，比較各模型間之差異，試驗設計流程如(圖三)。



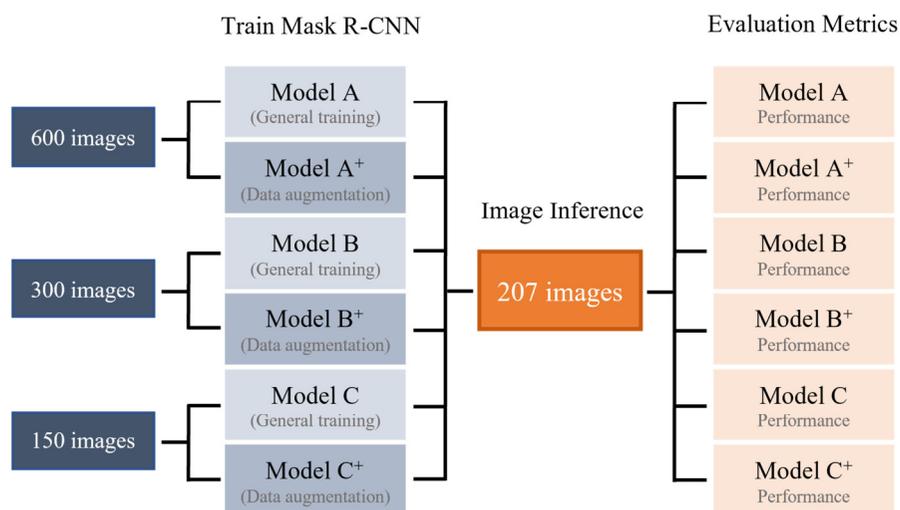
圖二、不同成熟階段之青花菜(A)未成熟；(B)成熟；(C)過熟。

Fig. 2. Broccoli at different stages of maturity. (A) Immature; (B) Mature; (C) Over mature.

表一、訓練集與驗證集之組成

Table 1. Composition of training set and validation set

Dataset		Classification of broccoli maturity		
		Immature	Mature	Overmature
Train	600 Images	453	731	517
	300 Images	212	361	254
	150 Images	108	182	122
Validation	207 Images	79	322	157



圖三、試驗設計流程。

Fig. 3. Process of experiment design.

四、評估指標

為評估模型的表現，Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體參考Padilla R.等人的方法⁽¹⁾，其中以混淆矩陣(Confusion Matrix)做為常用的工具，利用其資訊計算精確率(Precision)、召回率(Recall)、F1-score及平均精度(Average Precision, AP)等評估指標。

混淆矩陣以模型得出的預測結果與實際情況相互對應，分成四類所組成的矩陣，依序是真陽性(True Positive, TP)：預測為陽性，實際為陽性的樣本數；真陰性(True Negative, TN)：預測為陰性，實際為陰性的樣本數；假陽性(False Positive, FP)：預測為陽性，實際為陰性的樣本數；假陰性(False Negative, FN)：預測為陰性，實際為陽性的樣本數(圖四)。精確率與召回率同時關注於True Positive，但意義上不同，精確率為預測正確的樣本數占所有被分類為正確的樣本數的比例，而召回率為預測正確的樣本數占實際正確樣本數的比例，其公式1、2如下：

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}} \text{-----(式 1)}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}} \text{-----(式 2)}$$

F1-score為精確率及召回率的調和平均數(Harmonic Mean)，可作為該二指標的綜合指標，能概略地評估模型的表現。F1-score的數值範圍從 0 到 1，若該值越趨近於1，代表模型有較佳的表現，反之越趨近於0，則模型還有很大的進步空間，其公式3如下：

$$\text{F1 - score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \text{-----(式 3)}$$

聯合交集(Intersection Over Union, IOU)為預測的邊界框(Bounding Box)與實際邊界框重疊的比例(圖五)，當邊界框被預測有目標物存在，且IOU > 0.5，可認定此邊界框為TP，反之則為FP。平均精度(AP)是結合混淆矩陣及聯合交集等數據計算，一般定義為P-R曲線(Precision-Recall Curve)下的面積，該數值是用來判斷模型中單一類別的平均準確率，而mAP(mean Average Precision)為模型中所有類別的AP平均值，可作為目標檢測模型的總結表現，其公式4、5如下：

$$\text{AP} = \sum_n (R_{n+1} - R_n) \max_{\tilde{R} \geq R_{n+1}} \text{precision}(\tilde{R}) \text{-----(式 4)}$$

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{AP}_i \text{-----(式 5)}$$

		Predicated Values	
		Positive 1	Negative 0
Actual Values	Positive 1	TP	FN
	Negative 0	FP	TN

圖四、混淆矩陣。

Fig. 4. Confusion matrix.

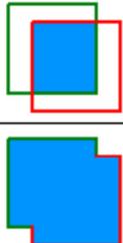
$$IOU = \frac{\text{area of overlap}}{\text{area of union}} = \frac{\text{Image taken from the original paper}^{(13)}}{\text{Image taken from the original paper}^{(13)}}$$


Image taken from the original paper ⁽¹³⁾

圖五、聯合交集。

Fig. 5. Intersection Over Union (IOU).

結果與討論

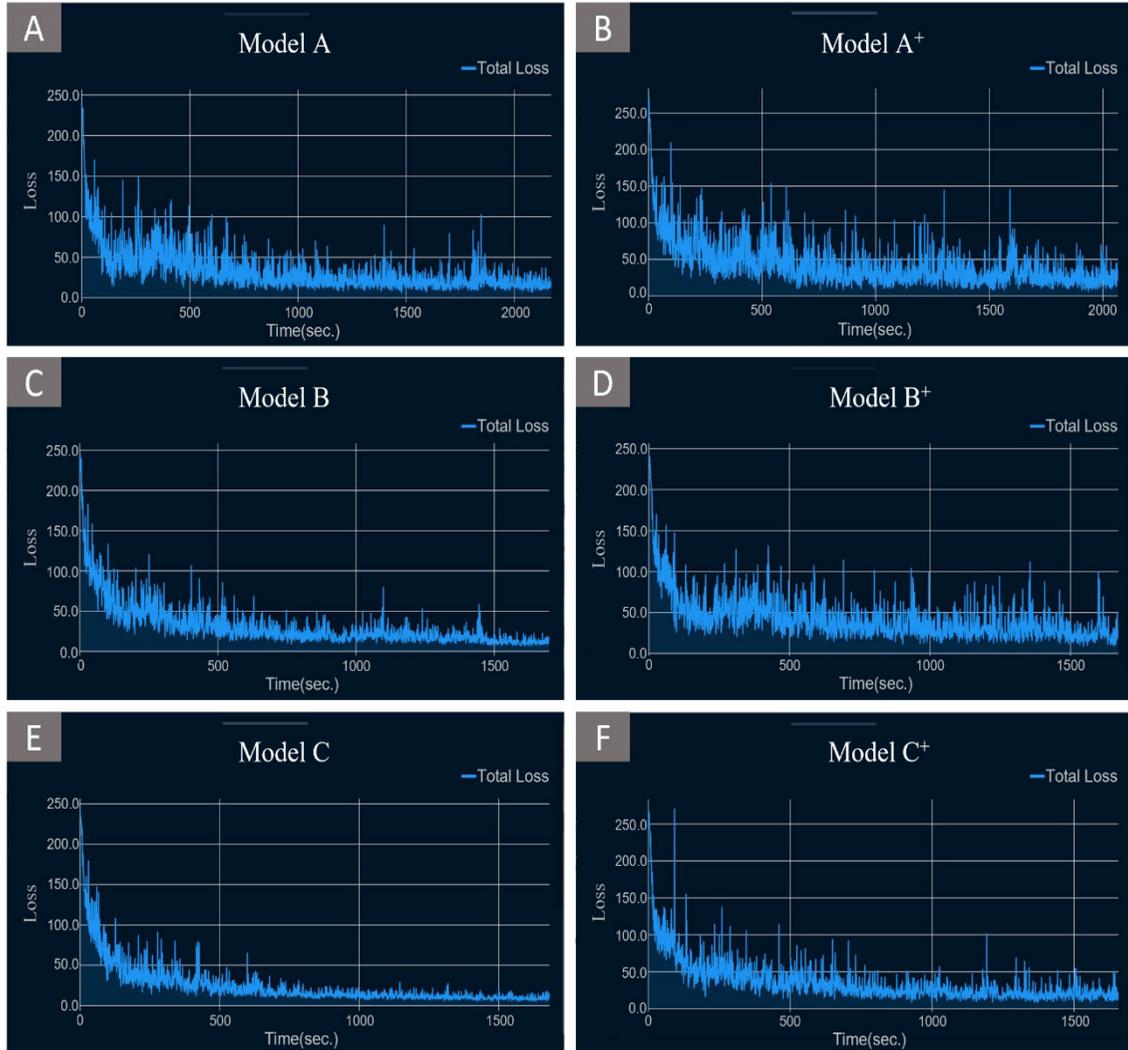
一、模型訓練及表現評估

使用Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體將圖資進行分類標記，將圖資分配給6個模型後並設定訓練方式(一般訓練或資料擴增)，模型皆以Iteration = 4000、Learning Rate = 0.001之設定進行訓練，其各自訓練曲線如圖六所示。由各圖顯示，6個模型在訓練過程中皆有達到收斂的現象，一般訓練之Model A、Model B及Model C收斂幅度較資料擴增之Model A⁺、Model B⁺及Model C⁺收斂幅度為佳，推測因資料擴增將同張圖片增加了平移、旋轉及縮放等呈現不同樣貌，模型在訓練上能隨機抓取更多元的圖資進行學習，使得損失梯度有較多的震盪，同樣地，圖資本身量越大，也有同樣的情況，且訓練的時間也較長，如600張的Model A、Model A⁺需訓練30-40 min以上，而其他模型僅需25 min左右。

表二、各模型評估之表現

Table 2. The performance of each model evaluation

	600 images		300 images		150 images	
	Model A	Model A ⁺	Model B	Model B ⁺	Model C	Model C ⁺
Precision	0.93	0.90	0.98	0.95	0.98	0.96
Recall	0.94	0.91	0.99	0.95	0.99	0.98



圖六、各模型之訓練曲線。

Fig. 6. The training curve of each model.

模型採用各訓練樣本之評估指標，其測試結果於表二所示，各精確率及召回率分別為 Model A 之 0.93 及 0.94、Model A⁺ 之 0.90 及 0.91、Model B 之 0.98 及 0.99、Model B⁺ 之 0.95 及 0.95、Model C 之 0.98 及 0.99、Model C⁺ 之 0.96 及 0.98，6 個模型之精確率及召回率評估指標皆可達至 0.90 以上。在相同圖資量下，一般訓練的模型比資料擴增的模型之精確率及召回率分數高，同樣推測因資料擴增下的圖資樣式更多元，使得模型在訓練中測試偵測時錯誤比例較高所導致，但實際模型的性能表現如何，需個別進行同一批圖資之偵測，作為驗證的依據。

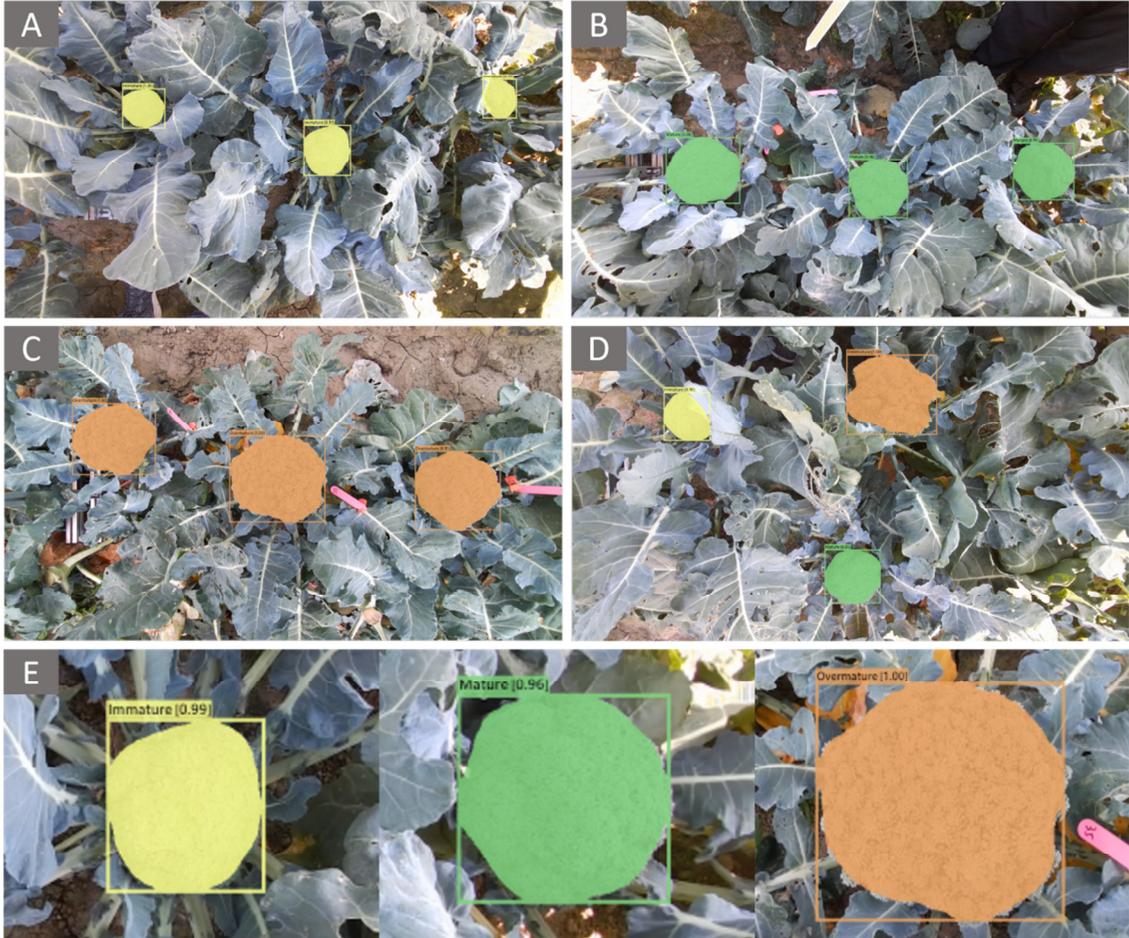
二、模型驗證及偵測表現

訓練完成之6個模型以相同驗證集(207張)進行驗證，使用模型評估指標分析各模型之表現如表三所示。正確偵測為未成熟花球之模型由多至少依序為：Model A⁺ > Model A > Model B⁺ > Model B > Model C⁺ > Model C；正確偵測為成熟花球之模型由多至少依序為：Model A > Model A⁺ > Model B⁺ > Model C = Model C⁺ > Model B；正確偵測為過熟花球之模型由多至少依序為：Model B⁺ > Model A > Model A⁺ = Model C⁺ > Model B > Model C。由以上可得知，Model A、Model A⁺及Model B⁺有較高的成功偵測個數，可發現三個模型的召回率相對較高，分別為0.81、0.81及0.77。此外Model B、Model C及Model C⁺雖然召回率相對較低，分別為0.71、0.69及0.71，但精確率卻相對較高，分別為0.89、0.91及0.89，代表此三個模型的錯誤偵測個數相對少於Model A、Model A⁺及Model B⁺，因此，可推測出當召回率提高，模型的標準變寬，預測為目標物的個數變多，但相對的精確率會因此下降。以F1-score作為精確率和召回率的調和指標，6個模型分別為Model A = 0.82、Model A⁺ = 0.81、Model B = 0.79、Model B⁺ = 0.82、Model C = 0.78及Model C⁺ = 0.79，6個模型之分數都相差不大，但仍以Model A、Model A⁺及Model B⁺等模型作為初步較佳的選擇。

表三、各模型驗證之表現

Table 3. The performance of each model validation

Model A				Model A ⁺			
True lable	Predicted lable			True lable	Predicted lable		
	Immature	Mature	Overmature		Immature	Mature	Overmature
Immature	63	2	0	Immature	64	6	0
Mature	24	254	11	Mature	26	250	18
Overmature	0	17	140	Overmature	0	12	137
Precision	0.83			Precision	0.81		
Recal	0.81			Recal	0.81		
F1-score	0.82			F1-score	0.81		
Model B				Model B ⁺			
True lable	Predicted lable			True lable	Predicted lable		
	Immature	Mature	Overmature		Immature	Mature	Overmature
Immature	54	5	0	Immature	62	4	0
Mature	12	205	13	Mature	17	221	13
Overmature	0	8	135	Overmature	0	3	144
Precision	0.89			Precision	0.88		
Recal	0.71			Recal	0.77		
F1-score	0.79			F1-score	0.82		
Model C				Model C ⁺			
True lable	Predicted lable			True lable	Predicted lable		
	Immature	Mature	Overmature		Immature	Mature	Overmature
Immature	45	4	0	Immature	50	1	0
Mature	6	209	14	Mature	13	209	22
Overmature	0	2	131	Overmature	0	5	137
Precision	0.91			Precision	0.89		
Recal	0.69			Recal	0.71		
F1-score	0.78			F1-score	0.79		



圖七、模型偵測成功之結果。(A)未成熟；(B)成熟；(C)過熟；(D)三個成熟階段之青花菜；(E)左上角標註類別名稱及 Confidence Score 值

Fig. 7. The model detects successes. (A) Immature; (B) Mature; (C) Overmature; (D) Broccoli in three stages of maturity; (E) The category name and Confidence Score are marked in the upper left corner

圖七為Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體顯示模型成功偵測青花菜未成熟、成熟及過熟三個不同成熟階段，以遮罩的概念將目標花球的外輪廓描繪且匡列起來，則可得知該花球的相對位置，並以顏色區分不同成熟階段的青花菜(未成熟為黃色，成熟為綠色，過熟為橘色)，在花球左上處顯示偵測屬於哪個成熟階段及Confidence Score值。

圖八為Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體顯示模型錯誤偵測的案例，常見如圖八(A)未成熟花球偵測為成熟、圖八(B)成熟花球偵測為未成熟、圖八(C)成熟花球偵測為過熟及圖八(D)

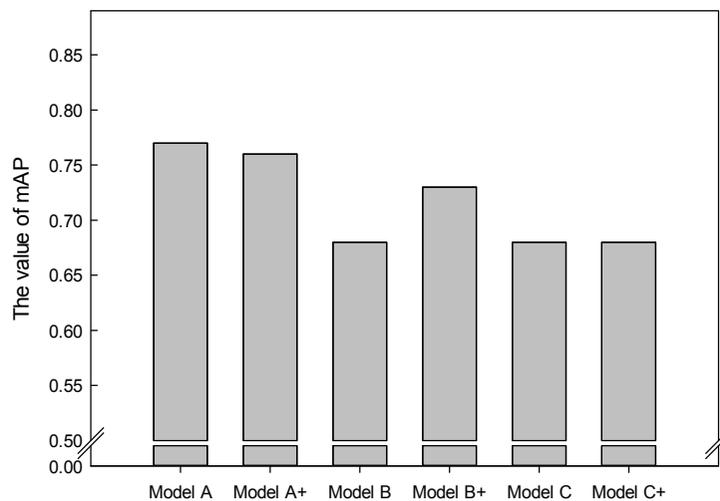
過熟花球偵測為成熟，通常青花菜在未成熟到成熟及成熟到過熟這兩個期間，存在專業人士也無法果斷判定該青花菜是屬於哪個階段，使得模型也有同樣的情況，在一般田間，農民判斷青花菜是否成熟可採收，會同時參考近期天氣情況、田間整體情況及市場當時需求，因此有多種的考量因素，是非影像辨識技術可達成的。另外圖八(E)因土壤顆粒的紋理可能與花球上的花蕾紋理相仿而造成模型誤判，而模型仍有如圖八(F)情況的誤判，為整體的3%，視為少數情況。



圖八、模型偵測錯誤之結果(A)未成熟被偵測為成熟；(B)成熟被偵測為未成熟；(C)成熟被偵測為過熟；(D)過熟被偵測為成熟；(E)土壤顆粒被偵測為未成熟；(F)雨鞋被偵測為成熟

Fig. 8. The model detects errors. (A) Immature is detected as mature; (B) Mature is detected as immature; (C) Mature is detected as overmature; (D) Overmature is detected as mature; (E) Soil particles are detected as immature; (F) Rain boots are detected as mature

以mAP綜觀6個模型的表現，分別為Model A = 0.77、Model A⁺ = 0.76、Model B = 0.68、Model B⁺ = 0.73、Model C = 0.68及Model C⁺ = 0.68(圖九)，以Model A最高，其次Model A⁺，Model B、Model C及Model C⁺則最低，模型間分數表現上仍有不小差異，最高之0.77與最低之0.68兩者相差近10%。總結而言，在圖資數量上，Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體以少量的圖資建置模型已有不錯的辨識表現，如要更全面學習目標物特徵，仍提供較多圖資數量為佳，但事前的分類與標記所需的時間則相對較多，以使用該軟體分類與標記1顆青花菜需費約10 sec，假設有1,000顆青花菜，則需約2.7 hrs的處理時間。在訓練方式上，前人研究指出以資料擴增的方式訓練模型，不管是幾何變換或光度變換，都能提高模型的泛化表現，相對的比一般訓練之模型mAP數值較高⁽⁶⁾，而使用Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體建置之一般訓練模型與資料擴增模型，表現上彼此間尚無太大差異。



圖九、各模型驗證之 mAP 值。

Fig. 9. The mAP value of each model validation.

結論與建議

使用Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體建置青花菜成熟度辨識模型，以600張、300張及150張3種不同圖資數量搭配一般訓練、資料擴增2種不同訓練方式，共建置6種模型。在訓練過程中，各模型皆有達到收斂的現象，資料擴增的模型損失梯度震盪較明顯，而自身評估表現，6個模型之精確率及召回率皆可達至0.90。在驗證表現上，6種模型具相近的辨識表現，Model A、Model A⁺及Model B⁺有較高的召回率，能正確辨識青花菜不同成熟度的數量較多，但精確率相對較低；Model B、Model C及Model C⁺有較低的召回率，但精確率相對較高。綜

合評估而言，該軟體在一般訓練和資料擴增間模型的表現並無明顯差異，而圖資數量上仍以數量多的為佳，以Model A之mAP = 0.77、 Model A⁺之mAP = 0.76兩個模型作為較佳的選擇。

Solomon AccuPick 3D機器視覺軟體提供友善的操作介面，讓非專業領域的人也能進行操作，降低建置影像辨識模型的門檻，同時該軟體具有機電整合的功能，可將影像訊號傳遞給機械手臂或可用PLC控制之機具進行作動，可大幅節省研發時間，後續將持續收集不同成熟階段的青花菜圖資，以建立更完善的辨識模型，並設計採摘青花菜之機構，結合其辨識模型，開發一台自動青花菜採摘系統之原型機。

致 謝

本研究承蒙行政院農業委員會科技計畫項下補助經費，感謝中興大學生物產業機電工程學系蔡耀全副教授、嘉義大學生物機電工程學系黃膺任助理教授斧正，所羅門股份有限公司之孫豪、陳偉太及崔傳昊技術支援，以及農機研究室李安心、茆聰銘、劉志聰及賴碧琴同仁鼎力配合協助，方得以順利完成，謹此一併誌謝。

參考文獻

1. 王仕賢、謝明憲 2005 青花菜 p.451-454 增修訂三版臺灣農家要覽農作篇(二) 豐年社 臺北。
2. 王進生 1993 臺灣之花菜類蔬菜 壹、青花菜 p.197-201 臺灣蔬菜產業演進四十年專集 臺灣省農業試驗所專刊 臺灣省農業試驗所編印。
3. 行政院農業委員會農糧署 2022 中華民國109年農業統計年報 p.58-59。
4. 林珮君 2019 跳脫賭局：轉作青花菜開創市場 上下游News&Market 訪問時間：2022/06/27 <https://www.newsmarket.com.tw/cabbage/07-cabbage-gambling-in-taiwan/>。
5. 林經偉、許涵鈞、陳昇寬、吳雅芳、鄭安秀 2014 青花菜合理化施肥及健康管理 行政院農業委員會臺南區農業改良場技術專刊 NO.157 臺南 臺灣 p.2-4。
6. Blok, P. M., F. K. van Evert, A. P. Tielen, E. J. van Henten and G. Kootstra. 2021. The effect of data augmentation and network simplification on the image-based detection of broccoli heads with Mask R-CNN. *J. Field Robot.* 38(1): 85-104.
7. Blok, P. M., R. Barth and W. V. D. Berg. 2016. Machine vision for a selective broccoli harvesting robot. *IFAC-PapersOnLine.* 49(16): 61-71.
8. García-Manso, A., R. Gallardo-Caballero, C. J. García-Orellana, H. M. González-Velasco and M. Macías-Macías. 2021. Towards selective and automatic harvesting of broccoli for agri-food industry. *Comput. Electron. Agric.* 188: 106263.
9. He, K., G. Gkioxari, P. Dollár and R. Girshick. Mask RCNN. 2017. *Proc. ICCV.* 2980-2988.

10. MYCOM. 2022. Mycom. http://www.mycom-japan.co.jp/n_topics/bah2-1800.html. Accessed: 10-06-2022.
11. Padilla, R., S. L. Netto and E. A. B. da Silva. 2020. A Survey on Performance Metrics for Object-Detection Algorithms. International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP). 237-242.
12. RoboVeg. 2022. Roboveg harvesters. <https://www.roboveg.com/harvesters>. Accessed: 10-06-2022.
13. Sweere. 2022. Harvesting belt foldable. <https://www.sweere.com/en/product/iddelecroix%20harvesting%20trailer/harvesting-belt-foldable.html>. Accessed: 22-06-2022.
14. VAN DEN BEUCKEN. 2022. Harvest trailers. <https://www.vdbeucken.com/en/harvest-trailers.php>. Accessed: 22-06-2022.
15. Walton, L. R. and J. H. Casada. 1988. Evaluation of broccoli varieties for mechanical harvest. Applied Engineering in Agriculture. 4(1): 5-7.

Construction of Image Recognition Model for Broccoli Picking System - Solomon AccuPick 3D as an example¹

Yu-Chen Hung, Chin-Yuan Chang and Tung-Lin Li²

ABSTRACT

This research uses Solomon AccuPick 3D machine vision software to build a broccoli maturity identification model. The algorithm uses Mark R-CNN as the training base. We use different numbers of images (600, 300, 150) and different training methods (generally training, data augmentation) to build 6 models, and use model evaluation metrics to compare differences between models. The results show that 6 models have similar identification performance, and the models trained with 600 images have a high recall rate (0.81), which can correctly identify a large number of different maturity levels of broccoli, but the precision is relatively low, between 0.81 and 0.83; the models trained with 150 images have a low recall (0.67 and 0.71), but a relatively high precision, between 0.89 and 0.91. Under the comprehensive evaluation, the software has no significant difference in model performance between general training and data augmentation. Two models with mAP = 0.77 for Model A (600/general) and mAP = 0.76 for Model A⁺ (600/augmentation) have better image recognition results. The broccoli maturity identification will be loaded into the broccoli picking mechanism to realize the automatic selection of broccoli picking.

Keywords: broccoli, maturity, machine learning, Mark R-CNN

¹Contribution No.1040 from Taichung DARES, COA.

²Project Assistant, Assistant Researcher and Research Assistant of Taichung DARES, COA.