

無人機結合影像辨識之火龍果成熟度研究

Analysis of the Maturity of the Pitaya with Drone and Image Recognition Technology

趙昀毅、張嘉珉、羅尚宏、林祐平、林苑佐*、林宸生

*中華民國生態型市民農園發展協會 M1027500@o365.fcu.edu.tw

中文摘要

火龍果產業為我國重要新興果樹產業之一，在生產過程中隨著生育發展、施肥管理，氣候因子及病蟲危害等因素的影響，且普遍產區栽種面積大難以集中管理，容易造成產物品質不一，要監測作物的狀態成為首要的問題。傳統的監測方法仰賴人類視覺的觀測，但人類視覺無法數量化及資訊化，觀察範圍十分有限且較費時，在人力成本昂貴的情況下，監測的工具逐漸走向自動化、快速且有效的方式。

隨著無人機的發展日趨成熟，體積小且靈活性高，搭載鏡頭至目標區域飛行可有效快速、大面積的獲取作物影像，再藉由電腦程式影像分析，農民可精確掌握火龍果的生長資訊，作為提供施肥、改善病蟲危害及水分提供的操作依據，提高生產效率並有效節省人力支出。

關鍵詞：火龍果、無人機、影像分析

Abstract

In recent years, the dragon fruit industry has become an important fruit industry in our country, during the production, process with the development of fertility, fertilization management, the influence of climate factors, pests and diseases, and most of the production areas have large planting areas, difficult to centrally manage, easily to cause inconsistent product quality. Monitoring the status of crops becomes the primary issue, traditional monitoring methods rely on human visual observation, but human vision cannot be quantified and get information effectively,

observation range is very limited and time-consuming, with high labor costs, monitoring tools are gradually moving towards automated, fast and effective methods.

With the development of drones becoming more mature, they are small and highly flexible, equipped with the lens to fly to the target area can effectively and quickly obtain crop images in a large area, then through computer program for image analysis and digitization, farmers can accurately grasp the growth information of dragon fruit, to as a basis for providing fertilization, improving pest damage and water supply, improving production efficiency and effectively saving manpower expenditure.

Keywords: dragon fruit, drones, image analysis

一、緣由與目的

1.1 研究背景與動機

火龍果果樹產業因其營養價值高，深受國人喜愛，由於生產速度快，適應性強且市場價格穩定，農民種植意願提高，產量也逐年提高，主要外銷至中國大陸，約占外銷量92%。發展同時火龍果產業也面臨許多挑戰，包括產業面積分散、外銷競爭及生產成本等問題。火龍果隨著品種的改良，栽培技術進步及人們追求養生需求擴增，栽種面積呈逐年增加趨勢，但隱憂也隨之出現，農民追種，導致面積擴增太快，但目前除了彰化二林鄉栽種面積達300公頃較具規模外，其餘產區皆呈現分散不集中的現象，不利共同防治與管理，又因氣候變遷且管理方式不同，造成品質難以齊一、供貨量不穩，不利行銷，分散管理又需要花費更多的人力成

本。根據統計火龍果的生產成本以人力工資成本佔 61% 最高，而我國工資成本高，小農經營者大多無法負擔，與東南亞主要栽種國家相比，生產成本明顯較高，不利我國在國際市場的競爭。

本研究利用無人機搭載攝像鏡頭以影像辨識的方式針對以上現況提出解決的方法，面對人力不足問題導致難以達到大面積栽種之管理和觀察，我們採用無人機以空中飛行火龍果產區的方式，利用機上安裝之鏡頭獲取多張果實影像，回傳至電腦，再透過 python 深度學習模型進行影像分析，迅速了解目前即時的栽種情況及各果實成熟度辨識之結果，以利農民根據情況合理分配人力進行下一步動作，能有效減少種植期間人力和時間成本的浪費。

1.2 研究目的及其重要性

農業演進是一個漫長的漸進過程，技術發展和商業模式的演替，不斷推動農業的發展，當低效農業型態發展演進到一定程度時，量變引起質變，自然進入高效農業型態，從而實現農業代際的動態躍遷。行政院農業委員會在 104 年起即推動「農業 4.0」發展方案，期待的是藉由感測、智能裝置、物聯網、大量資料，建構智農產銷與數位服務體系，藉由生物科技、資通訊科技與自動化機械的規模生產，建立講求精準、提升產值，重視品質的農業新時代。

本研究結合以下幾點目的，透過鏡頭可以觀察到每一棵火龍果果實的變化，顏色是否健康，無時無刻可使用無人機出去飛行紀錄也讓果農更加方便，不用頂著大太陽去巡田，也不用冒著颱風天的危險尋找那些可以採收的火龍果，有效預防被昆蟲咬傷分泌物灼傷等等問題，透過操作無人機連結鏡頭，簡單的就能在自家看著螢幕照顧自家田園的植物，數據的累積也會更精準明確；

1. 幫助農民利用無人機分析火龍果生長情況，即早發現病株控制蔓延。
2. 以無人機觀察大範圍農園取代大部分人力，減少果園人力成本。
3. 以實驗經驗幫助農民學習利用科技工具，加速發展智慧農業，如圖 1。

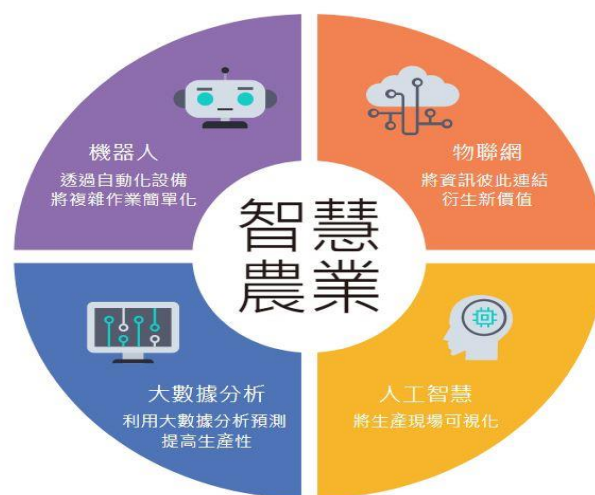


圖 1、智慧農業示意圖

二、研究方法

2.1 TensorFlow 介紹

TensorFlow 是一個機器學習框架，自 2015 年 Google 開放原始碼，TensorFlow 即成為創建深度學習模型時使用的框架 (Framework)。深度學習 (Deep Learning) 是機器學習模型中會使用多層神經網路的其中之一。TensorFlow 函式庫讓使用者建立 computational graph 來套用不同功能。TensorFlow 之所以席捲全球，除了因為是免費以外，主要因為它相對容易使用，即使初學者也可以接觸強大的函式庫，免於從零開始建立自己的 AI 模型。換句話說，TensorFlow 和附帶模組便利了 mobile apps 和後端服務軟體的開發。

TensorFlow 是眾多程式學習函式庫裡之一。Machine Learning 屬於計算機科學的其中一個領域，在不須直接編程的情況下讓計算機擁有學習能力。比方說 AlphaGo Zero 的 AI 透過「自學」下圍棋，在對戰中完勝了曾擊敗人類世界冠軍的舊版 AlphaGo。Machine Learning 針對無法透過顯性演算法獲得最優解的任務尤其有用，比如用戶篩檢、有關高語境資料的排序、或用於預測和剖析的聚類分析，實際應用例子包括偵測舞弊或資料外洩、電郵過濾、光學字元辨識和排序等等[1]。

2.2 Faster R-CNN 與其他算法與比較

物體檢測 (object detection) 是電腦視覺非常重要的一個領域。在深度學習出現以前，傳統方法始終無法處理好物體檢測問題，在深度學習方法引入之後，物體檢測領域發生了翻天覆地的變化，最著名的即是 RCNN 系列。

RCNN 的過程包含四個階段：

1. 候選區域提出階段：用 selective-search 方法，生成 1K~2K 個候選區域。
2. 特徵提取：對每個候選區域範圍使用 CNN 進行特徵提取。
3. 進行分類：將每個候選區域的特徵放入分類器 SVM，得到其分類結果
4. 回歸：候選區域的特徵放入回歸器，得到 bbox 修正量。

但是 R-CNN 存在一些問題，速度仍然不夠快，如 R-CNN 一開始必須先產生約 2000 個區域，每個區域都要丟進 CNN 中去擷取特徵，所以需要跑過至少 2000 次的 CNN；R-CNN 的 model 是分開成三部份，分別是用來取出特徵的 CNN，分類的 SVM，以及優化 bounding box 的線性回歸。造成 R-CNN 不容易作訓練。所以 R-CNN 的其中一個作者 Ross Girshick 在 2015 年又提出了一個改良版本，並稱之為 Fast R-CNN。

之後在經過 RCNN 和 Fast RCNN 的積澱，Ross Girshick 在 2016 年提出新的 Faster RCNN。在結構上，Faster RCNN 已經將特徵抽取、proposal 提取、classification 都整合在了一個網絡中，如圖 2，使得綜合性能有較大提高，在檢測速度方面尤為明顯。

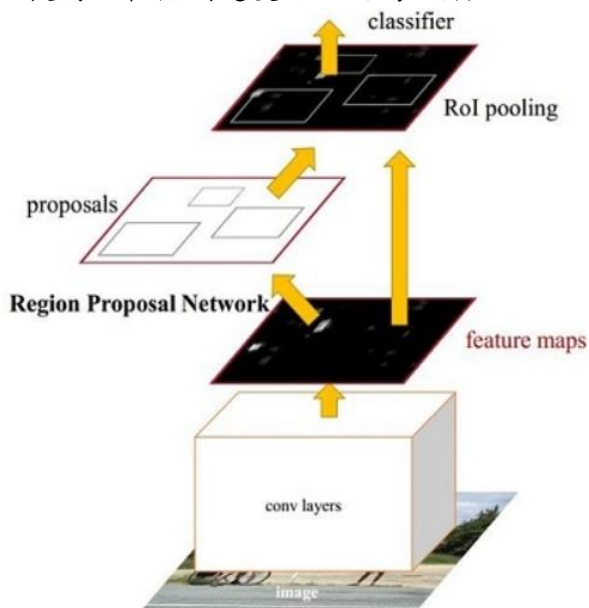


圖 2、Faster R-CNN 基本結構

接著我們將 RCNN 與其他常用檢測演算法比較製成表格，如表 1。

表 1、RCNN 比較表

演算法	使用方法	缺點	改進
R-CNN	1、SS 提取 RP 2、CNN 提取特徵 3、SVM 分類	1、訓練步驟繁瑣 2、訓練、測試均速度慢 3、訓練佔空間	1、從 DPM HSC34.3%直接提升到了 66% 2、引入 RP CNN
Fast R-CNN	1、SS 提取 RP 2、CNN 提取特徵 3、Softmax 分類 4、多工損失函式邊框回歸	1、依舊用 SS 提取 RP 2、無法滿足實時應用，沒有真正實現端到端訓練測試	1、由 66.9%提升到 70% 2、每張影像耗時約為 3S
Faster R-CNN	1、SS 提取 RP 2、CNN 提取特徵 3、Softmax 分類 4、多工損失函式邊框回歸	1、還是無法達到實時檢測目標 2、Region proposal，再對每個 proposal 分類計算量還是比較大	1、提高了檢測精度和速度 2、真正實現端到端的目標檢測框架 3、生成建議框僅需 10ms

另外值得一提的是影像特徵檢測之「同質性」，在同樣環境及背景下所拍攝之影像，所欲分析出目標，不應該因目標位置的移動而改變其特徵，如本研究後面所說之火龍果，在相同環境背景下，演算法不得因其生長之改變而引響分析火龍果特徵，也是定義目標特徵需要一個恆久之定義，不得隨意改變[2]。

2.3 RGB 到 HSV 的轉換介紹

RGB 是由顏色發光的原理設定的，它的顏色混合方式是由紅、綠、藍三原色相互色彩相加，而亮度等於兩者亮度之總和，越混合亮度越高，即加法混合。紅、綠、藍三個顏色通道每種色各分成 256 階亮度，在 0 時“燈”最弱是關掉的，而在 255 時“燈”最亮。當三色灰度數值相同時，產生不同灰度值的灰色調，即三色灰度都為 0 時，是最暗的黑色調；三色灰度都為 255 時，是最亮的白色調。

HSV 是一種比較直觀的顏色模型，所以在許多影像編輯工具中應用比較廣泛，這個模型中顏色的引數分別是：色調 (H, Hue)，飽和度 (S, Saturation)，明度 (V, Value)。色調 (H) 用角度度量，取值範圍為 $0^{\circ} \sim 360^{\circ}$ ，從紅色開始按逆時針方向計算，紅色為 0° ，綠色為 120° ，藍色為 240° 。它們的補色是：黃色為 60° ，青色為 180° ，品紅為 300° 。在 HSV 顏色模型中，每一種顏色和它的補色相差 180° 如圖 3；飽和度 (S) 表示顏色接近光譜色的程度。一種顏色，可以看成是某種光譜色與白色混合的結果。其中光譜色所占的比例愈大，顏色接近光譜色的程度就愈高，顏色的飽和度也就愈高。明度 (V) 表示顏色明亮的程度，對於光源色，明度值與發光體的光亮度有關；對於物體色，此值和物體的透射比或反射比有關。通常取值範圍為 0% (黑) 到 100% (白) [3]。

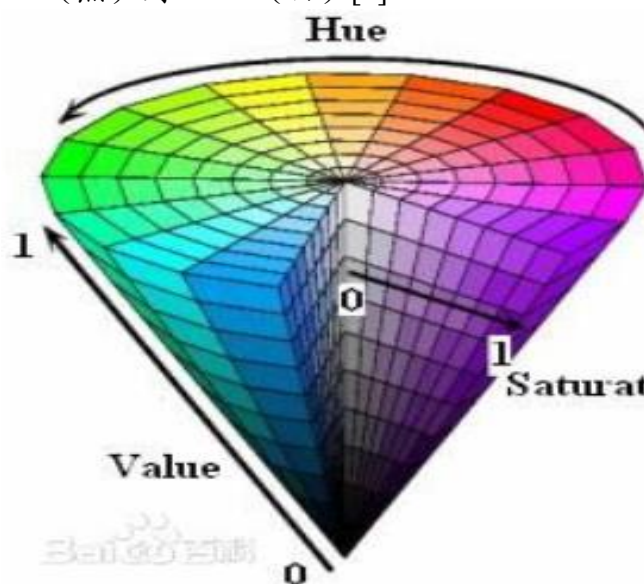


圖 3、HSV 圓錐形子集

2.4 ROI (Region of Interest)

它是指從被處理影像以方框、圓形、橢圓、不規則多邊形等方式勾勒出需要處理的區域。可以通過各種運算元和函式求得感興趣 ROI 區域，並進行影像的下一步處理，被廣泛應用於熱點地圖、人臉識別、影像分割等領域。

如果我們要對於成堆火龍果影像中的單顆火龍果進行檢測，首先對整個影像進行火龍果檢測(程式碼如圖 4)。

```

1 import numpy as np
2 import cv2
3 img = cv2.imread("pitaya.jpg")
4 cv2.namedWindow("image", flags= cv2.WINDOW_NORMAL | cv2.WINDOW_FREERATIO)
5 cv2.namedWindow("image_roi", flags= cv2.WINDOW_NORMAL | cv2.WINDOW_FREERATIO)
6 cv2.imshow("image", img)
7 showCrosshair = True
8 fromCenter = False
9 rect = cv2.selectROI("image", img, showCrosshair, fromCenter)
10 print("选中矩形区域")
11 (x, y, w, h) = rect
12 imCrop = img[y:y+h, x:x+w]
13 cv2.imshow("image_roi", imCrop)
14 cv2.imwrite("image_roi.png", imCrop)
15 cv2.waitKey(0)

```

圖 4、ROI 程式碼

在獲取火龍果影像時，我們只選擇單顆範圍區域，而不是搜尋整個影像。它提高了準確性和效能。我們通過畫素矩陣可以直接得到 ROI 區域，過程如圖 5。



圖 5、火龍果原圖進行 ROI 擷取成果圖

2.5 二值化原理

二值化可以把灰度圖像轉換成二值圖像。把大於某個臨界灰度值的像素灰度設為灰度極大值，把小於這個值的像素灰度設為灰度極小值，從而實現二值化。根據閾值選取的不同，二值化的算法分為固定閾值和自適應閾值。比較常用的二值化方法則有：雙峰法、P 參數法、疊代法和 OTSU 法等。

影像二值化主要的目的之一來是降低彩色影像所帶來的大量資料量，而降低了處理的速度，二來可以將影像的前景與背景分開。影像二值化是設定一個臨界值

(Threshold)，將灰階圖像中的灰階值與臨界值做比較，大於臨界值是設定 1 (白色)，小於臨界值則為 0 (黑色)。二值化的目的是區分出圖像中的物件與背景，以獲得物件的資訊，範例如圖 6。

程式碼：

```

L= imread('D:\專題照片\Dog.jpg');
ima=rgb2gray(L);

```

figure,
photo2=im2bw(ima,0.55);
imshow(photo2)

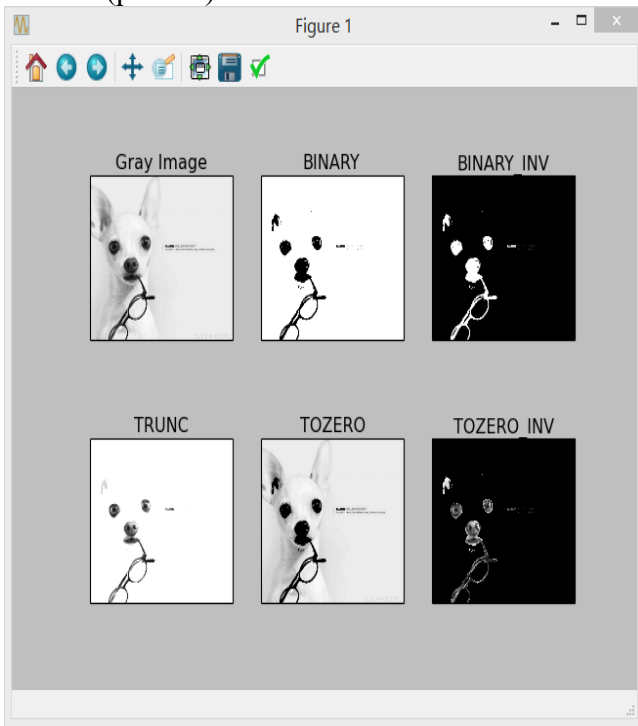


圖 6、二值化結果

2.6 RGB 轉灰階

將彩色火龍果圖像 RGB 轉換為灰階圖像，如圖 7。rgb2gray 函數通過在保持亮度的同時消除色調和飽和度將 RGB 圖像轉換為灰階。



圖 7、火龍果 RGB 原圖與灰階成果圖

2.7 邊緣檢測

邊緣檢測 (Edge Detection) 是圖像處理和電腦視覺中的基本問題，邊緣檢測的目的是標識數位影像中亮度變化明顯的點。圖像屬性中的顯著變化通常反映了屬性的重要事件和變化。這些包括深度上的不連續、表面方向不連續、物質屬性變化和場景照明變化。邊緣檢測是特徵檢測中的一個研究領域。邊緣包含了影像中相當重要的資訊。可以用邊緣來測量影像中的物體大小，從背景

2022 生態型市民農園學術論文暨成果觀摩研討會中截取特定物體，以及辨識或分類物體。而所謂的邊緣，基本上可定義為像素值在局部的不連續狀況，此種不連續的超過了給定的閾值，以下以火龍果的邊緣檢測作為範例，如圖 8。

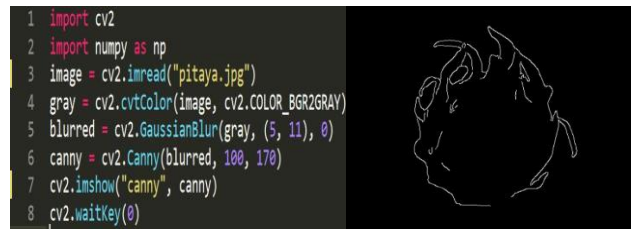


圖 8、火龍果邊緣檢測結果圖

三、實驗架構與流程

3.1 Python 軟體應用

本研究主要使用程式語言為 Python，是一種易於學習、功能強大且被廣泛使用的高階程式語言。Python 設計哲學強調程式碼的可讀性與簡潔的語法，其優雅語法和動態類型使其成為大多數平台上許多領域程式編寫和快速應用程序開發時的理想程式語言。由於 Python 具有高效能的資料結構和簡單又有效的物件導向方法，以及對象編程的簡單而有效的方法，相比於 C++ 或 Java，Python 讓開發者能夠用更少的程式碼來表達想法。無論是小型或是大型程式開發，Python 都試圖讓程式的結構更為清晰明瞭。另外，Python 擁有一個強大的 standard library，同時 Python 社群提供了大量的 third-party 模組，其應用範圍很廣功能也很強大，這也是讓接觸 Python 後的人愛不釋手很重要的原因。[4]

Python 的功能強大及應用範圍廣，讓全球知名企業、資料科學家及更領域的專家，紛紛投入開發，簡單列出一些企業系統或 App 應用，如 Youtube、Nokia、Google... 等等，都是利用 Python 來開發出許多圍繞在我生活當中常見的應用[5]。

表 2、實驗電腦規格參數

規格參數	
CPU	Intel® Core™ i5-7300HQ CPU @2.50GHz, 四核
RAM	8.0GB
系統類型	X64 型
硬碟	256GB

2022 生態型市民農園學術論文暨成果觀摩研討會
礙幫助避開障礙物，下方具備雙目視覺傳感器以及紅外線距離傳感器，精確測距範圍可達 8m，讓飛行器避免撞擊頂部障礙物，可實現 50m 高的精準懸停，並通過 APAS（高級輔助飛行系統）可在飛行過程中自動規劃路線，幫助飛行器繞過前、後障礙物，表 3.2 為其規格

3.2 硬體設備

本章節將會介紹研究中設計的硬體以及系統流程，其中硬體流程部分主要注重於無人機搭載鏡頭拍攝影像上傳電腦部分，系統流程即是將儲存之影像進行影像分析處理來判別目標，以及會詳細介紹使用到的硬體設備相關規格，包含無人機和鏡頭。

3.2.1 系統硬體架構圖

首先在無人機上架設鏡頭，至火龍果園繞行，將無人機帶回之影像上傳至使用者電腦，並利用本專題程式，再由電腦判讀即可了解到農田內果物之成長狀況及果物成熟度，圖 9 為硬體流程圖。



圖 9、硬體流程圖



圖 10、Mavic 2 Pro 無人機

表 3、Mavic 2 Pro 規格

3.2.2 無人機

本實驗選用之無人機是大疆創新公司 (DJI) 所開發的無人機，其型號為 Mavic 2 Pro，如圖 10 所示，Mavic 2 Pro 為可摺疊式無人機方便攜帶，能在室內外穩定的懸停、飛行；此無人機實現指點飛行、智能跟隨等功能，指點飛行是可透過影像介面的實景圖，指定無人機向畫面上選取目標區域飛行，且同時可看到其飛行過程。Mavic 2 Pro 具備全向感知系統，可在大部分飛行狀態下提供有效的偵測感知，前後方皆具備雙目視覺傳感器，前方可探測距離範圍達 20m~40m；後方可探測距離範圍達 16~32m，在左右兩側也具備單目視覺傳感器，可檢測障

型號 [Ⓔ]	Mavic 2 Pro [Ⓔ]
重量 [Ⓔ]	907g [Ⓔ]
尺寸 [Ⓔ]	折疊：214 × 91 × 84 mm [Ⓔ] 展開：322 × 242 × 84 mm [Ⓔ]
對角線軸距 [Ⓔ]	354mm [Ⓔ]
最大上升速度 [Ⓔ]	5m/s(運動模式)；4m/s(定位模式) [Ⓔ]
最大下降速度 [Ⓔ]	3m/s(運動模式)；3m/s(定位模式) [Ⓔ]
最大水平飛行速度 [Ⓔ]	無風環境下 72km/h(運動模式) [Ⓔ]
最大飛行海拔高度 [Ⓔ]	6000m [Ⓔ]
最長飛行時間 [Ⓔ]	31 min (無風環境, 25 km/h 均速飛行) [Ⓔ]
最大續航里程 [Ⓔ]	18 km (無風環境, 50 km/h 均速飛行) [Ⓔ]
最大抗風等級 [Ⓔ]	5 級風 [Ⓔ]
最大可傾斜角度 [Ⓔ]	35° (運動模式)；25° (定位模式) [Ⓔ]
工作環境溫度 [Ⓔ]	-10°C~40°C [Ⓔ]
圖像傳輸系統 [Ⓔ]	OcuSync 2.0 [Ⓔ]
感知系統 [Ⓔ]	前方精確測距 0.5 至 20 m；可探測範圍 20 至 40 m [Ⓔ] 視角 (FOV)：水平 40°，垂直 70° [Ⓔ] 後方精確測距範圍 0.5 至 6 m；可探測範圍 16 至 32 m [Ⓔ] 視角 (FOV)：水平 60°，垂直 77° [Ⓔ] 上方精確測距範圍 0.1 至 8 m [Ⓔ] 下方有效測量高度 0.5 至 11 m；可探測範圍 11 至 22 m [Ⓔ] 左右可探測範圍：0.5 至 10 m [Ⓔ]

3.2.2 無線鏡頭

Mavic 2 Pro 搭載的鏡頭是採用採用全新的 Hasselblad L1D-20c 相機，具備可調光圈結構，光圈範圍 f/2.8~f/11，能夠帶來逼真色彩和更好的畫質。Hasselblad L1D-20c 相機內採全新 1 英寸 2000 萬像素 CMOS 傳感器，最大感光度達 12800，具備更出色的暗光性能、動態範圍以及色彩還原能力。此鏡頭也可支援到 10-bit Dlog-M 色彩模式，可記錄多達 10 億種色彩，並且同時保留更多亮部及暗部細節，輕鬆還原破曉和黃昏時分微妙的色彩變化，圖 11 為 Hasselblad 相機，表 4 為 Hasselblad 相機規格



圖 11、Hasselblad 相機

表 4、Hasselblad 相機規格

型號 [Ⓔ]	Hasselblad L1D-20c [Ⓔ]
影像傳感器 [Ⓔ]	1 英寸 2000 萬像素 CMOS 感測器 [Ⓔ]
鏡頭 [Ⓔ]	視角：77°；焦距：28mm；光圈：f/2.8~f/11 [Ⓔ]
最大照片尺寸 [Ⓔ]	5472×3648 [Ⓔ]
圖片格式 [Ⓔ]	JPEG、DNG(RAW) [Ⓔ]
色彩模式 [Ⓔ]	10-bit Dlog-M；HDR video(10-bit) [Ⓔ]
圖傳技術 [Ⓔ]	OcuSync2.0 [Ⓔ]

3.3 系統流程

將由無人機巡航火龍果園之待檢測影片輸入至 Python，運用深度學習抓出火龍果位置。從影片框選出的範圍執行 HSV 辨識火龍果的顏色趨近粉色還是青綠色，用來判別並區分是成熟火龍果或未成熟火龍果。最後，利用採集火龍果各階段成色的資料來比對並推斷出成熟度的百分比，有了百分比可以進而推斷出成熟日期，便於採收，圖 12 為系統流程圖。

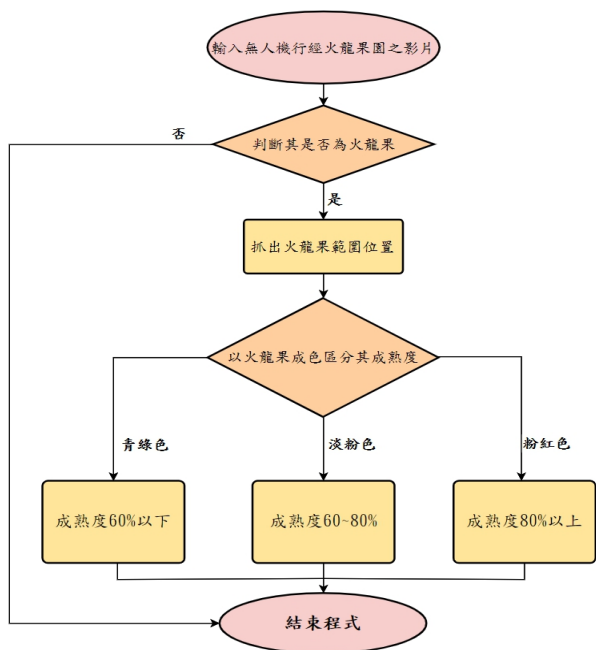


圖 12、系統流程圖

3.4 建立火龍果成熟度判斷資料庫

在深度學習領域中，資料集的建立一直是個大麻煩，因為要有極大的數量及多樣性，在影像分類領域中，常見解決方案是用資料擴增法來解決一部份問題。假設只有一百張已標註影像，透過將影像適當隨機縮放、位移、旋轉、扭曲、調整亮度、對比、色彩、模糊等手法就可輕易增加十倍以上，可解決數量問題，但多樣性則不易滿足。有鑑於此，不少企業開始努力的去思考如何蒐集有用的資料並將其轉換成新的附加價值。然而，並不是所有的機構都有能力以及足夠的資源去做資料蒐集這件事情。因此，開始有人提倡公開資料集這麼一件事情，藉由這樣公開的手法，讓研究員不只能更專注在算法上之研究，同時也能加速人工智慧的發展。[6]

本研究主要蒐集資料為各階段火龍果成熟度圖片，除了利用搜尋引擎獲取照片，我們也實際走訪果園取的所需資料。實驗開始需先辨識是否為火龍果，若辨識成功將在圖片上顯示其為火龍果，如圖 13，接著區分成成熟度主要依據外表顏色進行判定，根據其每個階段的外表呈現的顏色我們將火龍果分成三種不同的分類，分別是成熟的火龍果(深粉紅色，80%以上)如圖 14、15、即將成熟的火龍果(淡粉紅色，60~80%之間)如圖 16、17、未成熟的火龍果(青綠色，60%以下)如圖



圖 13、成功辨識為火龍果

1.未成熟火龍果(成熟度範圍 60%以下)



圖 14、未成熟火龍果



圖 15、未成熟火龍果

2.即將成熟火龍果(成熟度範圍 60%~80%)



圖 16、半成熟火龍果

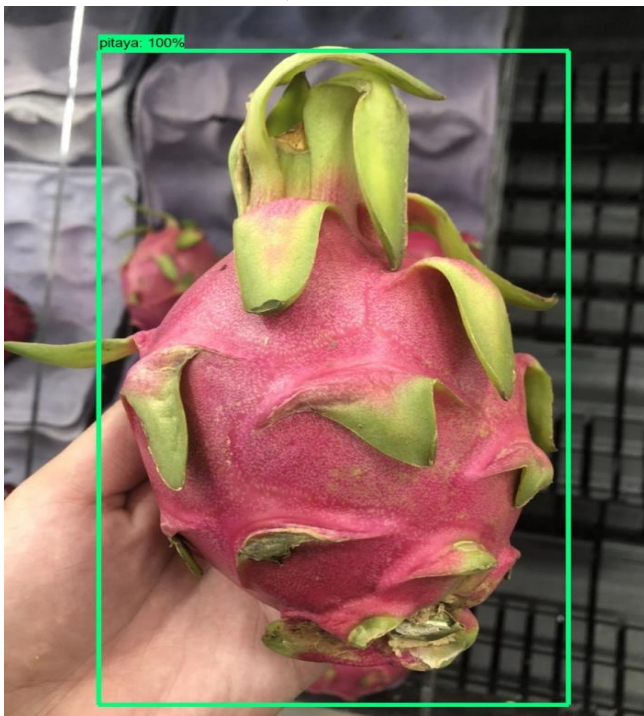


圖 17、半成熟火龍果

3. 已成熟火龍果(成熟度範圍達 80%以上)



圖 18、已成熟火龍果

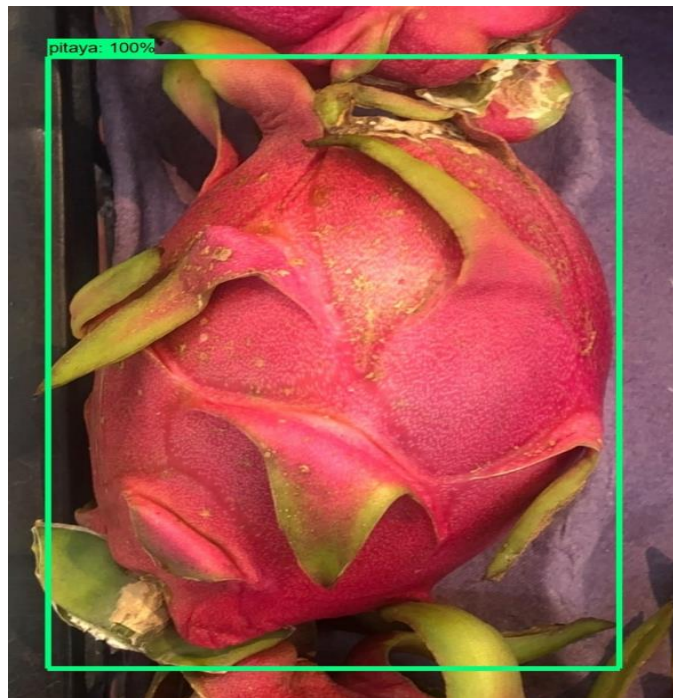


圖 19、已成熟火龍果

授粉成功的火龍果花朵，果房在第六天會明顯膨大，至 25 天，果實開始變紅，果實由綠色轉變到紅色後六天，果皮有光澤出現時，即可採收，全過程約 30 天至 40 天就能採收。

四、結果與分析

4.1 影像前處理

將無人機拍攝串流之影片回傳至電腦，利用深度學習內的正負樣本，來偵測出火龍果所在的位置，如圖 20 所表示，系統會將判斷為符合正樣本的火龍果圈出。

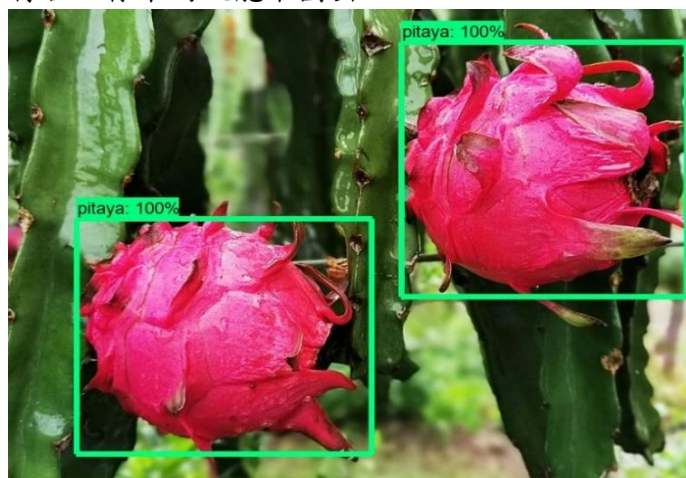


圖 20、介面中顯示火龍果位置圖

在深度學習模型中也將各階段成熟度火龍果皆訓練在辨識後也為正樣本，以利後續對成

熟度辨識時不會出現辨識錯誤，如圖 21。

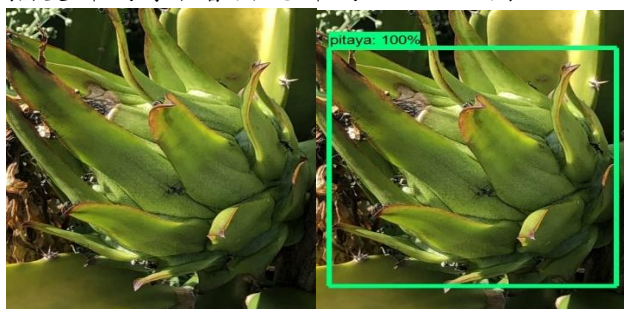


圖 21、成功辨識未熟火龍果圖

4.2 成熟度辨識結果

1. 辨識一：火龍果呈青綠色，成熟度辨識為 60% 以下，如圖 22，進行 HSV 辨識依據如圖 23。

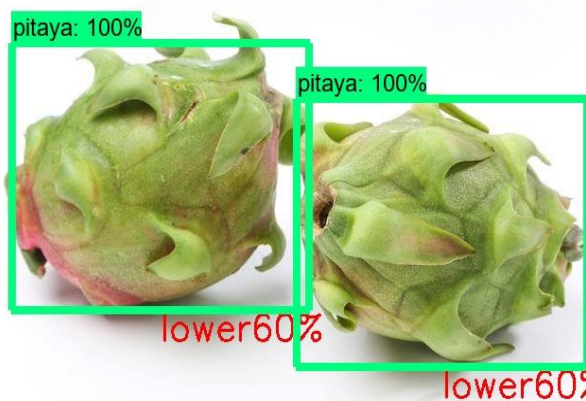


圖 22、未成熟火龍果辨識成果

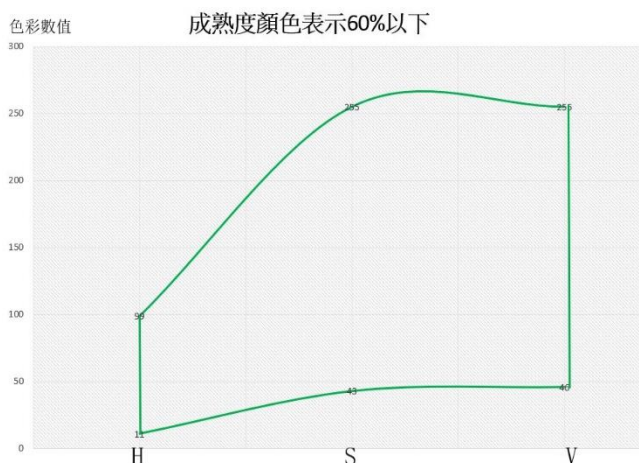


圖 23、成熟度 60% 以下 HSV 依據

2. 辨識二：火龍果呈淡粉色，成熟度辨識為 60%~80% 之間，如圖 24，進行 HSV 辨識依據如圖 25。[7]

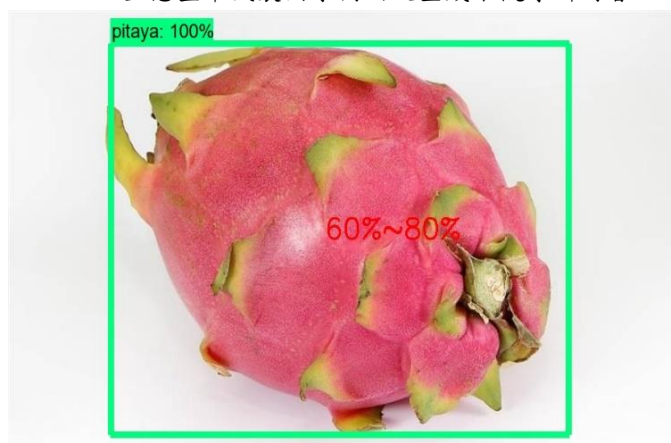


圖 24、即將成熟火龍果辨識成果

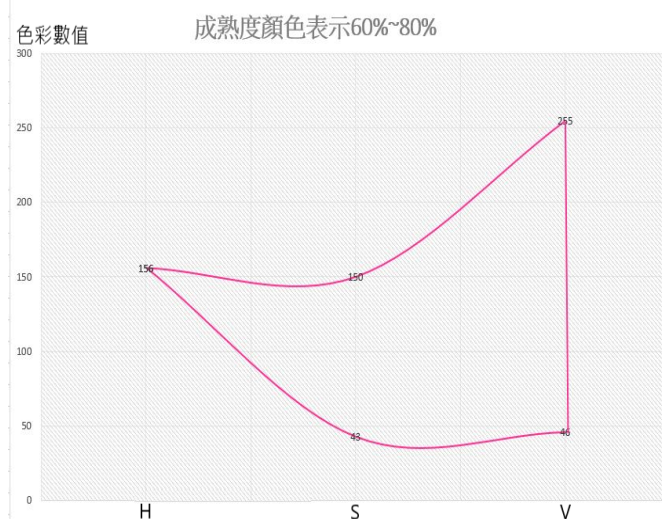


圖 25、成熟度 60%~80% HSV 依據

3. 辨識三：火龍果呈深粉色，成熟度辨識為 80% 以上，如圖 26，進行 HSV 辨識依據如圖 27。

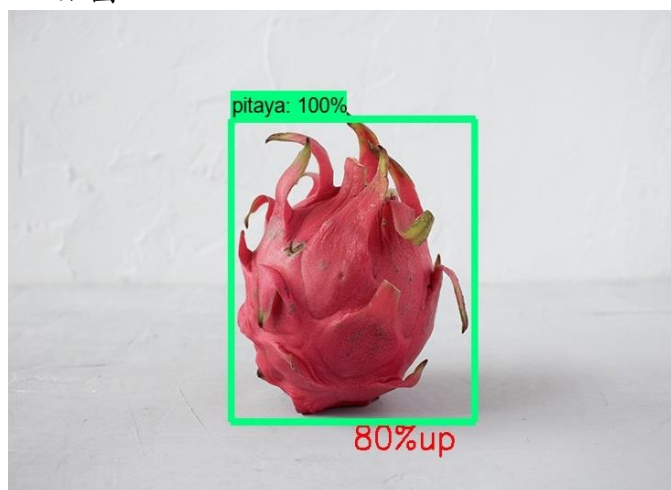


圖 26、成熟火龍果辨識成果

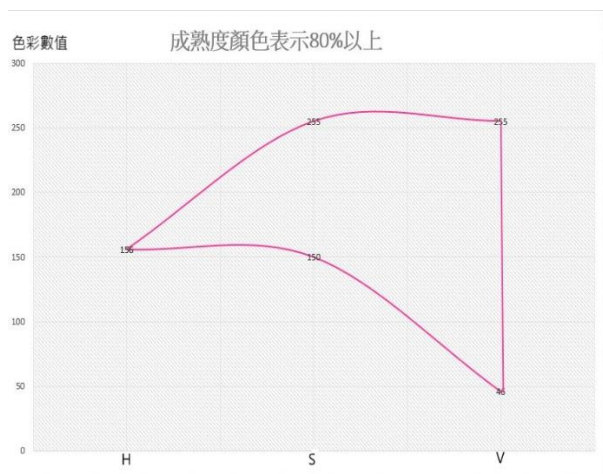


圖 27、成熟度 80%以上 HSV 依據

4.3 結果數據分析

將深度學習之訓練模型做重複比對並由電腦做學習，使其相似度趨近於 1，以提升辨識準確度，如圖 28。（X 軸：訓練次數，Y 軸：相似度）



圖 28、深度學習模型迭代次數

將深度學習之訓練模型做重複比對並由電腦做學習，使其損失率趨近於 0，可提升辨識準確度，如圖 29。（X 軸：訓練次數，Y 軸：損失率）



圖 29、深度學習模型損失率

五、結論

本研究『無人機結合影像辨識之火龍果成熟度辨識』，藉由 Python 並結合 Tensorflow，辨識出目標物之特徵，其中在利用深度學習模型的準確度上很大程度取決於用於訓練模型的數據量，最準確的模型可能需要數千甚至數萬的樣本，因此需要相當長的時間來建立數據庫並進行訓練，一旦深度學習模型的訓練完成，它便可以使用在即時系統，再利用 HSV 色彩模型判斷出火龍果之成熟度，有利於推算果物最佳採收時間，且能使農民們更清楚的了解農園內果物狀態，即時得知作物是否有無生病或養分的不足或是有蟲害，對症下藥以減少人力資源浪費，且能讓果實保有最佳的賞味時間。

參考文獻

- [1].Martín A., Ashish A. B., Eugene B. C., et al. (2015). Tensorflow: large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems , P.4~P.5
- [2].Shaoqing R., Kaiming H., Ross B. G. & Jian S.(2015). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks , P.3~P.7
- [3].Yu,Chua Lo.(2020). Key frame selection via deep learning for RGB video-based action recognition
- [4].Mo,Ya-Ting, Liu Hsing-Hua and Chang, Tun-Jen.(2020). A study on image detection with tensorflow deep learning mechanism – a case of P.R.O.C. fighters
- [5].Tsai,Chun-Ching. (2019). A Study on object recognition with machine learning mechanism – a case of tensorflow , P.16
- [6].Cheng,Po-Hsun. (2018). An application of deep learning on image recognition with

tensorflow

[7]. Wilson Castro., Jimy Oblitas., Miguel De-La-Torre., et al.(2019). Classification of Cape Gooseberry Fruit According to Its Level of Ripeness Using Machine Learning Techniques and Different Color Spaces, P.2-P.3