

# 逢甲大學學生報告 ePaper

報告題名：

基於神經網絡的端到端黃瓜自動化檢測系統

An end-to-end Automated Cucumber Inspection System based  
on Neural Network

作者：李致學

系級：電子三乙

學號：D0876861

開課老師：梁詩婷、王通溫、林峰正、陳伯維

課程名稱：智慧辨識檢測與應用

開課系所：資電學院綜合班

開課學年：110 學年度 第 1 學期



## 摘要

精準農業和智慧農業近年來因耦合突破而變得越來越重要。機器視覺中的深度學習算法。本文旨在開發一種端到端的自動化農業食品分級系統基於其視覺外觀。這裡考慮的目標對象是黃瓜，因為它是世界上許多國家都可以種植的蔬菜。特別是，開發的系統包含軟件和硬件組件，其中傳送帶上移動黃瓜的幾何特性皮帶可以計算。具體來說，使用工業相機來捕捉黃瓜的圖像。那麼，三執行黃瓜識別、幾何特性近似和缺陷的單個檢測系統。設計。最後，如果發現黃瓜有缺陷，PLC 電機控制將被激活以分離。將黃瓜放入另一個容器中。結果，所提出的算法在以下情況下產生了有希望的性能。在一個自收集的數據集上進行實驗，即“Cuc-70”，它總共包含 4620 張圖像。黃瓜識別產生的平均 WIoU 為 93%，體積逼近準確率為 98%，缺陷檢測 WIoU 為 92%。此外，還進行了綜合分析，以驗證所提出系統的穩健性和所報告的定量和定性結果可以證明所執行的令人信服的績效。將來，該系統可以集成到在線自動分揀和分級中，以實現有效的製造和生產。

## 關鍵字：

農業，黃瓜，檢查，分割，缺陷，體積



## Abstract

Precision agriculture and smart farming have been gaining importance in recent years due to the coupled breakthrough of deep learning algorithms in machine vision. This paper aims to develop an end-to-end automatic agricultural food grading system based on its visual appearance. The target object considered herein is cucumber as it is one of the vegetables that can be grown in many countries around the world. Particularly, the developed system incorporates both the software and hardware components, in which the geometric properties of a moving cucumber on a conveyor belt can be computed. Concretely, an industrial camera is employed to capture the image of a cucumber. Then, three individual detection systems that perform the cucumber identification, geometry properties approximation, and defect detection, are designed. Finally, if the cucumber is found defective, the PLC motor control will be activated to separate the cucumber into an alternative container. As a result, the proposed algorithms yield promising performances when experimenting on a self-collected dataset, namely “Cuc-70” that consists of a total of 4620 images. The cucumber identification generates an average WIoU of 93%, volume approximation accuracy of 98%, and defect detection WIoU of 92%. In addition, comprehensive analysis is conducted in order to validate the robustness of the proposed system and the compelling performance executed can be evidenced from the quantitative and qualitative results reported. In the future, this system can be integrated into online automatic sorting and grading for effective manufacturing and production.

**Keyword : agricultural, cucumber, inspection, segmentation, defect, volume**

## 目 次

### 目錄

一、研究動機與研究問題: .....	4
(一)、研究動機: .....	4
(二)、研究問題 .....	4
二、文獻回顧與探討: .....	5
三、研究方法及步驟: .....	6
(一)、設備平台建置 .....	8
(二)、數據採集 .....	9
(三)、圖像分析 .....	9
(四)、蔬果分級 .....	11
(五)、數據上傳至雲端 .....	11
四、實驗結果 .....	12
(一) 瑕疵—實際以及預測的數據對比 .....	12
(二) 長寬、面積、體積—實際及預測的數據對比 .....	13
五、參考文獻: .....	15

## 一、研究動機與研究問題:

### (一)、研究動機:

目前社會少子化問題嚴重，在於人力分配方面也更為嚴謹，本計畫希望能利用自動化分類將生產線前面的部分利用機台自動化去達到本計畫所要的目的，在果菜市場上分類果菜大多還是以人工挑選的方式，本計畫希望可以利用此系統來幫助分類蔬果，降低勞動成本的同時也能兼顧到分類的準確率。在果菜市場買蔬果時可以看到許多有被蟲叮咬與運送過程中所產生的瑕疵蔬果在攤子上販售，本計畫將利用影像辨識的方式訓練神經網路模型，並結合嵌入式系統協助蔬果的分級及價格評估。

本計畫將分成五個階段：設備平台建置、數據採集、圖像分析、蔬果分級、數據上傳至雲端。第一階段涵蓋的設備包含工業攝影機對小黃瓜 360 度完整拍攝，將小黃瓜放入滾輪輸送帶後，系統開始運作，將小黃瓜運送至滾筒運輸帶中段後停下，此時滾筒開始原地轉動。在輸送帶上的小黃瓜藉由轉動，此時第二階段會與第一階段同時進行，透過工業攝影機拍攝小黃瓜 360 度的圖像數據，並將每一張圖像存檔為後續接段使用，拍攝完成後滾筒輸送帶將重新運作，把小黃瓜送至皮革輸送帶。第三階段包含將所有收集的圖像加以分析，將適才收集的圖像數據透過網路神經訓練，無論辨識小黃瓜、瑕疵亦或是幾何屬性等運算，都將在此階段完成。第四階段為分級，再透過上述所執行的步驟後，將計算所得出結果歸納並具體執行，在皮革輸送帶將會設置分揀系統，由 Arduino 來控制信號，並結合前述所得出的結果來分級。第五階段為將所有得出的數據上傳至雲端，並將資料分類建檔，若日後可更進一步的鑽研便可使用。由於小黃瓜會隨著時間慢慢出現腐爛的狀況，為搜集足夠的小黃瓜圖像樣本，本計畫規劃利用 7 至 10 天進行數據拍攝，實驗樣本將以 10 條不同大小及形狀的小黃瓜為主，預計會搜集三千張以上的照片，然後再以影像處理、物件偵測及語義分割演算法框取小黃瓜的完整位置，計算出黃瓜的長度、寬度、面積、體積及瑕疵比率，另外本計畫將設計簡易的 GUI 介面展示黃瓜的即時數據。辨識完的黃瓜進行分類，辨識黃瓜是否有瑕疵之後再控制馬達是否進行動作，將有瑕疵的部分擋下將沒瑕疵的部分滾到底進行分級及分類。最後利用邊緣裝置將拍攝之影像及分析結果上傳至雲端平台。

### (二)、研究問題

由於單以影像分類可能難以分類出蔬果實際的新鮮程度，因為蔬果可能在內部已經有蟲蛀，但從外觀卻難以用影像分辨出來。所以當影像辨識難以分辨出不因外觀而導致蔬果不新鮮時，我們可以在機台上加裝重量感測器，測量是否每一顆蔬果都有其應有的重量。如果此蔬果的重量比平均值還要低，便可以判斷說這

個蔬果的內部有水分流失，或已變質，也將列為瑕疵品處理。

基於上述，本計畫的主要目標為：

1. 完成硬體設備的整合，並依照規劃建置
2. 圖像數據採集，並以數據做為訓練模型反覆訓練
3. 將辨識系統開發之演算法碼與深度學習模型轉碼至嵌入式系統內
4. 將小黃瓜的數據加以分析，例：幾何屬性（長度、寬度、面積和體積）及瑕疵偵測
5. 利用輸送帶完成小黃瓜分揀系統及設計 GUI 介面觀察黃瓜的各項數據
6. 將數據上傳至雲端為日後研究用途保留資料

## 二、文獻回顧與探討：

目前為止，已經有許多基於計算機視覺的農產品檢測系統的研究。其中，部分作品包括硬件機器設計嵌入用於實驗的檢查系統評估。儘管如此，傳統方法採用傳統的圖像處理技術和形態學進行食品分類的操作。例如，[1]利用顏色強度作為特徵描述符，並且決策樹[2]作為分類器來區分 蘋果分為三類（非成熟、成熟及腐蝕）。為了提分類任務的性質，每個蘋果都被捕獲在滾輪輸送帶和兩台工業相機。然而，基於缺陷的檢查關於特定區域顏色直方圖的相關性。本次次品檢查的分揀率不令人滿意，因為它高度依賴於照明條件，表現出 65%-80%的分揀精度對於 0.2ms、0.1ms 和 0.05ms 的速度。

後來，[3] 嘗試通過將 zizania 分為正常和異常類別來執行缺陷檢測。具體而言，異常類是指有缺陷的茯苓，包括老化、蟲害、形狀不規則、體積小等因素。CNN 結構（即 LightNet）旨在有效地對總共 4900 個 zizanias 執行二進制分類。將所提出的算法與一些流行的 CNN 進行比較，例如 AlexNet[4]、MobileNet[5]、ResNet[6]，以驗證其有效性。結果，產生的分級精度為 95%，速度為 47 毫秒/圖像。然而，它缺乏有關硬件設計的信息，導致實驗的可複製性和再現性將冬棗的成熟度分為三個成熟度等級（即 0-20%、20-60%、60-100%），[7]操縱安裝在傳送機機械上的機械臂 - anism 捕捉對象的視覺外觀三個角度（即左、右和上）。特別是，頂視圖圖像是獲取每個的空間位置對象，而左右視圖用於計算成熟度水平。目標檢測 YOLOv3[8]是用於確定成熟度等級。儘管如此，這些物體還是需要放置在固定位置，即 7 行 7 列為一個單元。作為結果分類率為 97.28%，速度為每個對象 1.39 秒。

此外，[9]傾向於分析與地理坐標相關的咖啡成熟階段。該研究側重於兩個商業收穫領域，以促進精準農業技術和產品優化。具體來說，總共引出了 400 張圖像作為數據集，其中 70% 的圖像作為訓練集，其餘的作為測試集。咖啡果實

檢測採用 YOLOv3-tiny[10]，然後將每個檢測到的咖啡的成熟度分為三類（即未成熟、成熟和過熟）。報告有關映射到目標位置的檢測結果的結論性文檔。對於未來的努力，預計在收穫過程中實施咖啡奇點系統，以進行精益管理部署。

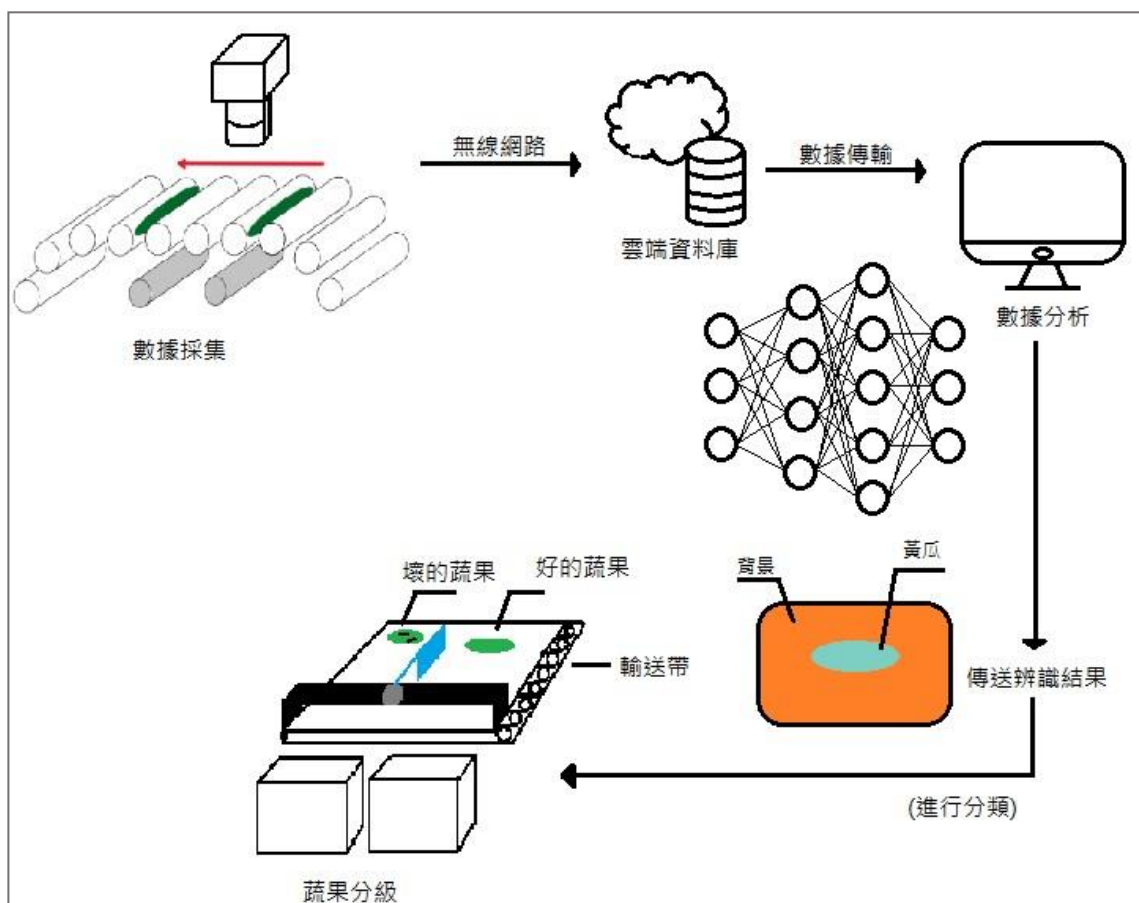
另一方面，在對蘋果的質量（即新鮮和加工）進行分級以便將其分派到不同的存儲設施或運輸優先級以促進決策時，[11] 設計了一種分揀機制，其中包含用於蘋果單粒化、旋轉和運輸的螺旋輸送機。對於分級系統，蘋果根據計算的大小（即直徑）進行分類。然而，由於蘋果的輪廓是基於 Otsu 的閾值方法 [12] 進行分割的，因此實驗區域的照明條件是影響分類精度的主要因素。儘管如此，分揀系統已被集成以滿足工業 2019 年收穫季節商業生產的要求和評估。

### 三、研究方法及步驟:

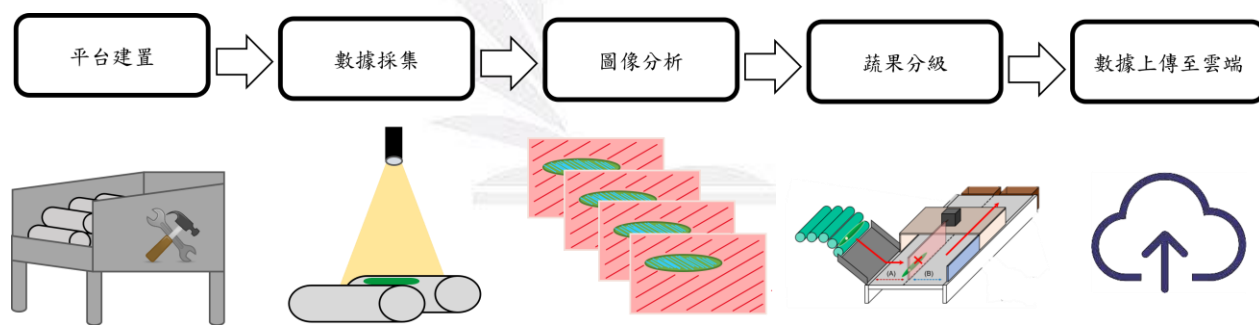
本研究的最終目標是實現一個小黃瓜分析嵌入式系統，該系統能夠應對黃瓜檢測、幾何屬性（即長度、寬度、面積和體積）近似和缺陷檢測的能力。所需軟體包含 MATLAB 及 pylon Viewer，硬件材料包括輸送帶、滾輪輸送帶、Jetson Nano、Arduino UNO、工業相機、步進馬達、飛機板、繼電器等。



(圖一) 所需程式軟體、設備及硬體耗材



(圖二)系統架構圖



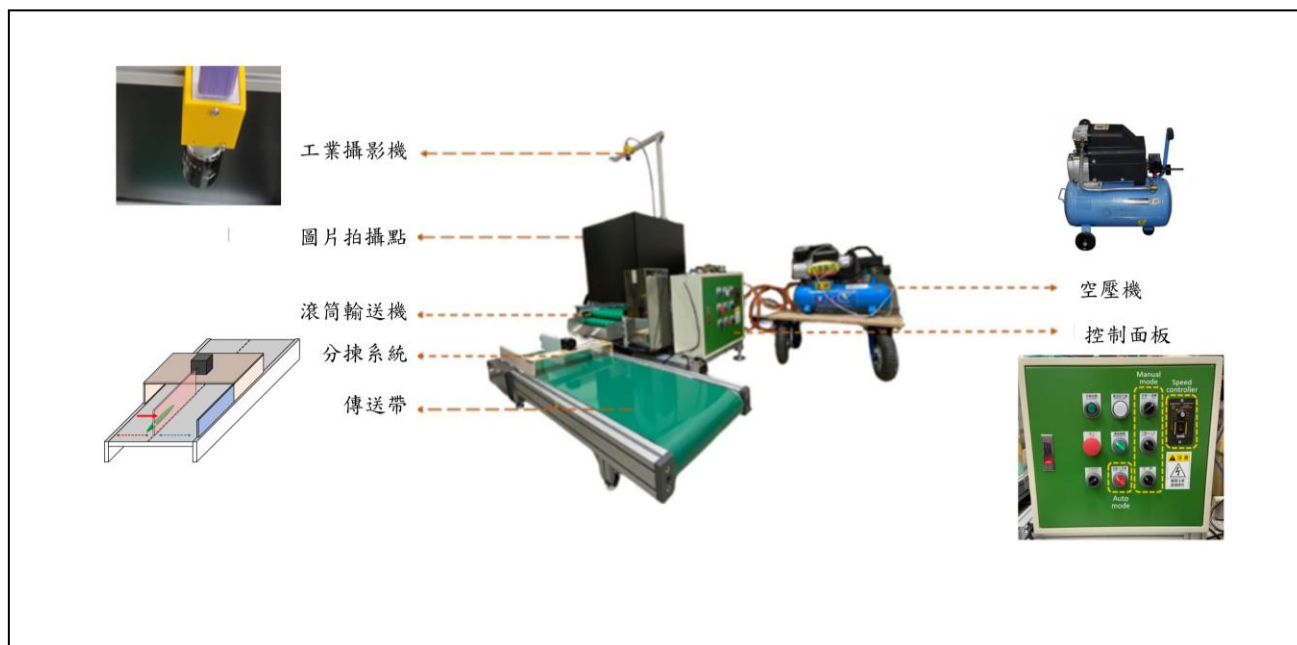
(圖三)本計畫流程圖

以圖三來說明本計畫其系統架構共可分為五個部分，分別為設備平台建置、數據採集、圖像分析、蔬果分級、數據上傳至雲端，本計畫之研究步驟以其五部分敘述於下。

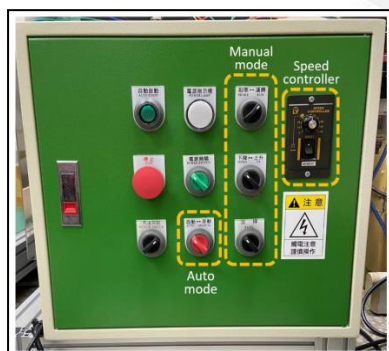


## (一)、設備平台建置

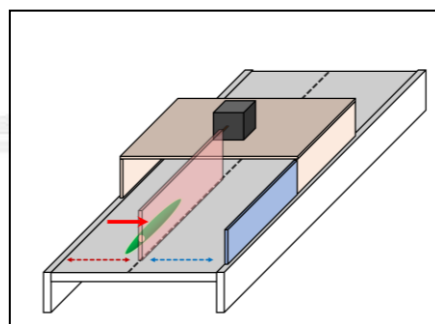
在最初階段，我們將完成此計畫所用的所有設備的建立並安置。大致上分為輸送帶的擺放、工業攝影機的架設、分揀系統的建置等等。其中也包括許多細節上的微調，例如由於外部的光源會影響工業攝影機拍攝圖像，所以還需要外加黑色遮罩阻絕外界光源。



(圖四)設備簡介



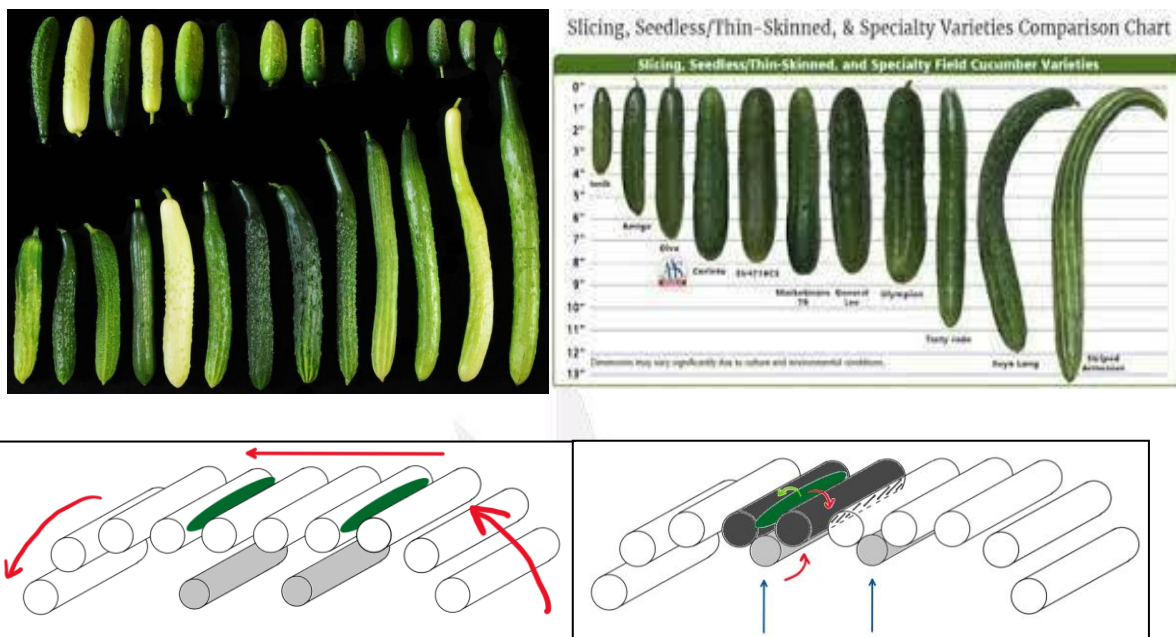
(圖五) 機台控制板



(圖六) 步進馬達分類

## (二)、數據採集

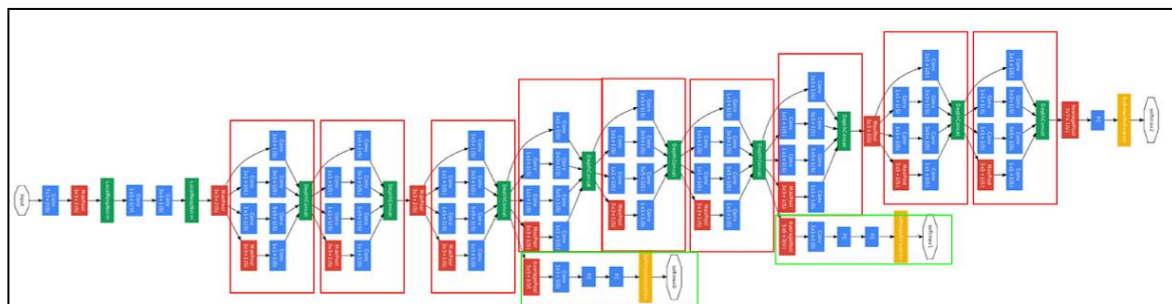
將每根黃瓜依序地放在滾筒運輸帶上，當滾筒運輸帶將小黃瓜輸送到中段時機器會停下，並在此時使小黃瓜旋轉，這時放置在傳送帶上方的工業攝影機將會從上而下的角度進行拍攝小黃瓜的及時 360 度拍攝。拍攝完成後，這些獲取到的圖像將會保存，為圖像分析時使用。



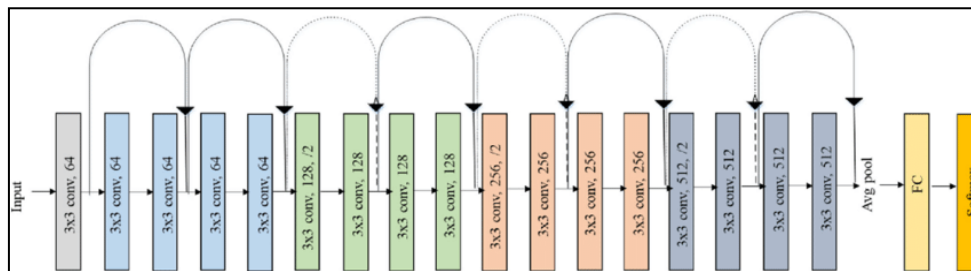
(圖七)滾筒輸送帶之運作方式

## (三)、圖像分析

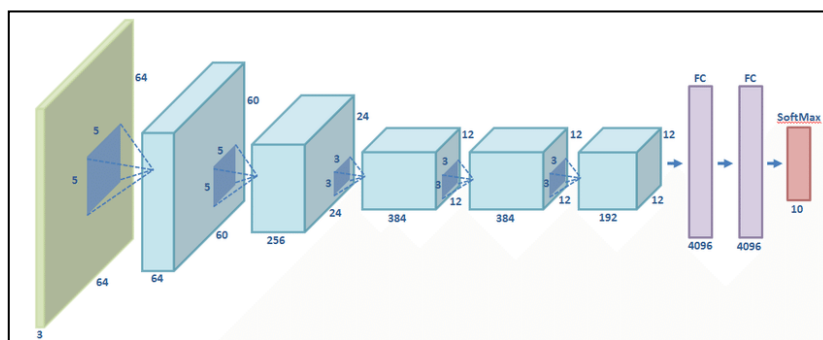
預計使用 10 根黃瓜作為實驗對象。為了收集足夠數量的數據來驗證所提出的方法，也會將每根黃瓜都位於三個不同的滾杆位置。將收集到的數據劃分為訓練集和測試集後，以 7:3 的比例分配給訓練集、測試集，並透過網路神經訓練。此階段主要分析圖像中確認是否為小黃瓜、辨識出小黃瓜上的瑕疵位置、計算小黃瓜的幾何屬性，例如長、寬、體積等。



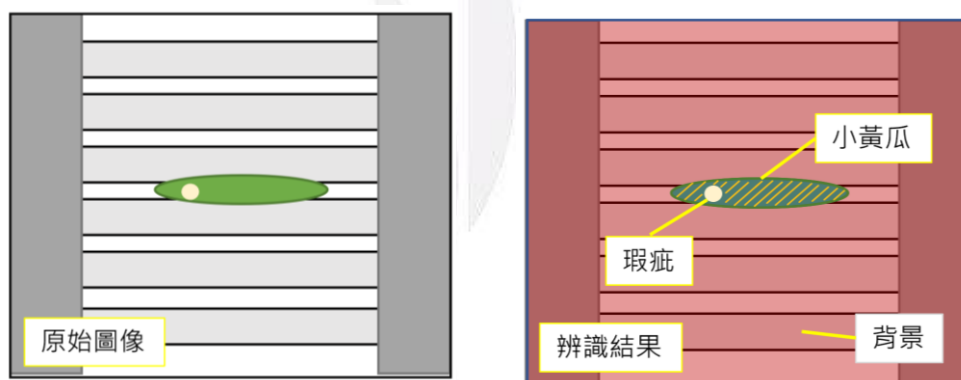
(圖八) GoogLeNet 網路結構



(圖九) ResNet 網路結構



(圖十) AlexNet 網路結構



(圖十一) 小黃瓜即時辨識結果示意圖

量測指標：

此實驗將會使用以下列四項量測指標，以評測訓練模型的準確度。

$$mACC = \frac{1}{s} \sum_{s=0}^s \left( \frac{1}{|c|} \sum_{c \ i=0}^{|c|} \frac{TP}{TP+FP} \right)$$

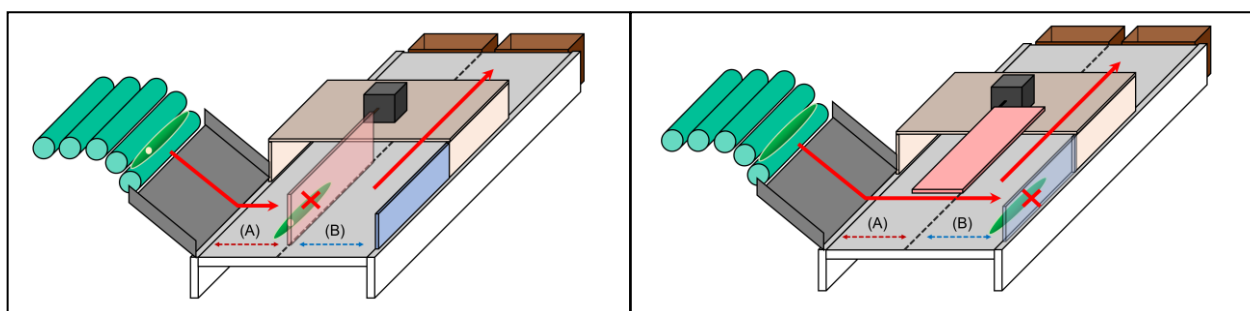
$$mIou = \frac{1}{s} \sum_{s=0}^s \left( \frac{1}{|c|} \sum_{c \ i=0}^{|c|} \frac{TP}{TP+FP+FN} \right)$$

$$WIou = \frac{1}{s} \sum_{s=0}^s \left( \frac{1}{|c|} \sum_{c \ i=0}^{|c|} \frac{TP}{(P)(TP+FP+FN)} \right)$$

$$mBF = \frac{1}{s} \sum_{s=0}^s \left( \sum_{c \ i=0}^{|c|} \frac{TP}{2TP+FP+FN} \right)$$

#### (四)、蔬果分級

經過圖像分析後，可以得到每一條小黃瓜相關的數據，包括有無瑕疵存在，長、寬、體積大小等幾何屬性。在收集到的數據加以分級，此分級可為市場需求訂定分類區間，可依照長短粗細、小黃瓜是否無損傷或存在瑕疵等不同的需求有不同的分級。以電腦分級完成後，會透過 Arduino 控制分揀系統將分類實體化。圖九為以每條小黃瓜外觀是否存在瑕疵做分級為例，當小黃瓜存在瑕疵時，分揀系統將會放下塑膠板阻擋落下的小黃瓜，使其能運送至最後的分類容器中。反之，若小黃瓜並不存在瑕疵，塑膠板將會升起使其通過並落在運輸帶上的另一區域，最後運輸至不同分類容器中。



(圖十二)分揀系統示意圖

#### (五)、數據上傳至雲端

在圖像分析完成後，將有關本實驗數據上傳至雲端資料庫並透過結合物聯網 (IoT)。若日後有望與蔬果市場合作，便可將每日所收集到的小黃瓜基本數據做成報表分析，內容可以市場需求為主軸，例如每日小黃瓜的毀損量(瑕疵)、黃瓜的種類、在每個季節小黃瓜的生長大小等等。將上述數據成功數據化，相信不論是果農、工廠或是供給商都可以因為這些數據微調行銷策略，而得到莫大的幫助。

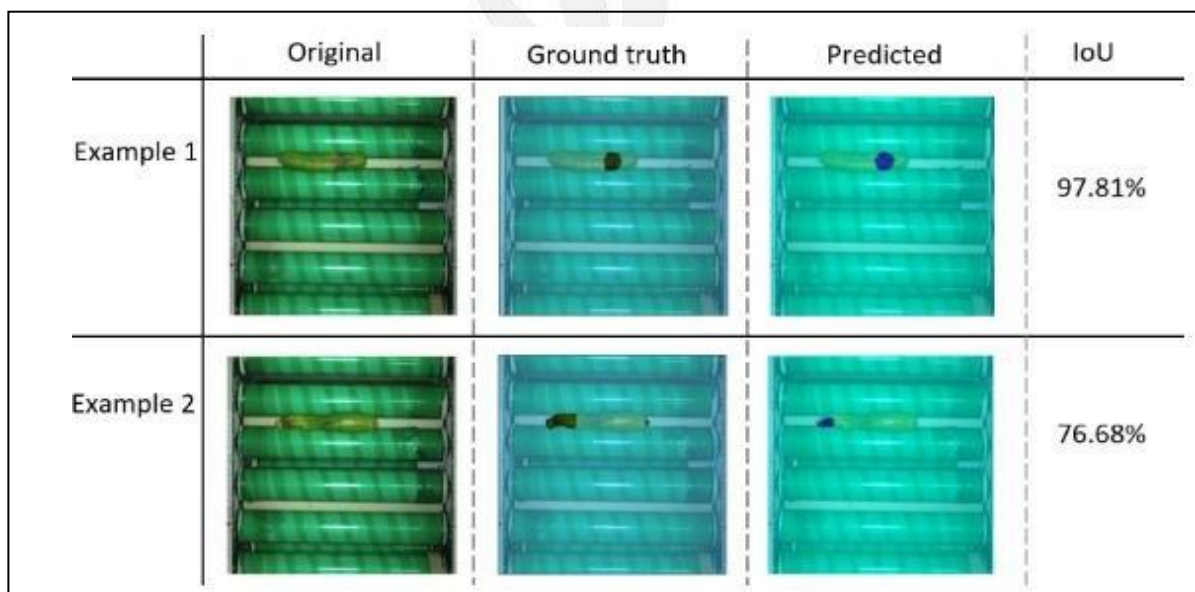
## 四、實驗結果

### (一) 瑕疵—實際以及預測的數據對比

在實驗瑕疵的部分利用了 Segmentation 框取出我們想要得黃瓜部分進行模型的訓練，在放入未訓練過的圖片進入進行訓練得出最後的結果以下是實際框取以及預測框取出來的數據對比：

	mAcc	mIoU	WIoU	mBF	Acc
Day 1	0.9986	0.9993	0.9986	0.9834	0.9986
Day 2	0.9986	0.9993	0.9986	0.9834	0.9986
Day 3	0.9563	0.9025	0.9352	0.8975	0.9012
Day 4	0.8542	0.8155	0.8956	0.7784	0.9029
Day 5	0.8369	0.8074	0.8634	0.7564	0.8976
Day 6	0.8373	0.8031	0.8744	0.7446	0.8851
Day 7	0.8029	0.7895	0.8653	0.7291	0.8699
Average	0.8978	0.8738	0.9187	0.8390	0.9220

(圖十三)、就平均準確度而言的缺陷檢測性能(mAcc)，聯合的平均交集 (mIoU)，加權交集聯合 (WIoU)、平均邊界 F1 分數 (mBF) 和準確性(Acc)





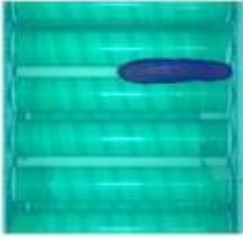


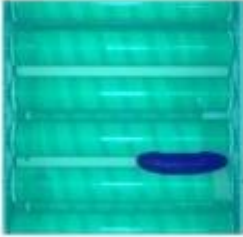
(圖十四)、瑕疵重疊率

## (二) 長寬、面積、體積—實際及預測的數據對比

實驗計算長寬面積的部份是利用了預測出來的圖片，將圖片利用二值化轉換像素再去取出想要的數值以下是實際及預測的數據對比：

	Actual length (cm)	Predicted length (cm)	Error (%)	Actual width (cm)	Predicted width (cm)	Error (%)	Predicted area (cm <sup>2</sup> )
Cucumber 1	16.5	16.22	1.72%	3.2	3.19	0.18%	39.63
Cucumber 2	16.2	15.66	3.44%	3.4	3.47	2.07%	43.09
Cucumber 3	17.8	17.92	0.66%	2.7	2.63	2.35%	42.25
Cucumber 4	21.9	22.07	0.77%	3.2	3.33	3.99%	56.02
Cucumber 5	19.3	20.00	3.50%	3.3	3.47	4.95%	55.50
Cucumber 6	18.2	18.67	2.51%	2.8	2.77	0.77%	45.51
Cucumber 7	19.5	19.43	0.36%	3.2	3.19	0.18%	58.35
Cucumber 8	16.7	15.84	5.42%	2.7	2.91	7.21%	38.52
Cucumber 9	19.6	19.43	0.87%	2.7	2.77	2.77%	44.74
Cucumber 10	22.5	22.26	1.07%	3.3	3.47	4.95%	60.22
Average	18.82	18.75	2.03%	3.05	3.12	2.94%	48.38

(圖十五)、長寬面積誤差比對

	Original	Ground truth	Predicted	IoU
Example 1				98.47%
Example 2				80.35%

(圖十六)、黃瓜重疊率

實驗體積的部分是利用 ANN 人工神經網絡，去將結構中的互節點或是神經元進行學習，因此可以訓練出預測體積的數值以下是實際數值以及預測出來的數值的數據對比

	Actual volume (cm <sup>3</sup> )	Predicted volume (cm <sup>3</sup> )	Error (%)
Cucumber 1	100	100.86	0.85%
Cucumber 2	120	117.70	1.95%
Cucumber 3	120	118.54	1.23%
Cucumber 4	170	171.75	1.01%
Cucumber 5	170	171.59	0.92%
Cucumber 6	130	127.14	2.24%
Cucumber 7	170	172.32	1.34%
Cucumber 8	100	101.20	1.18%
Cucumber 9	120	117.51	2.11%
Cucumber 10	180	171.25	5.10%
Average	138	136.99	1.79%

(圖十七)、體積誤差對比



## 五、參考文獻：

- [1] N. News, 10 health benefits of cucumbers, [https://www.naturalnews.com/036769\\_cucumbers\\_health\\_benefits\\_rehydration.html](https://www.naturalnews.com/036769_cucumbers_health_benefits_rehydration.html), accessed: 2021-12-02 (2014).
- [2] I. B. Adeoye, O. L. Balogun, Profitability and efficiency of cucumber production among smallholder farmers in oyo state, nigeria, *Journal of Agricultural Sciences (Belgrade)* 61 (4) (2016) 387–398.
- [3] M. M. Sofu, O. Er, M. Kayacan, B. Cetişli, Design of an automatic apple sorting system using machine vision, *Computers and Electronics in Agriculture* 127 (2016) 395–405.
- [4] J. R. Quinlan, *C4. 5: programs for machine learning*, Elsevier, 2014.
- [5] J. Cao, T. Sun, W. Zhang, M. Zhong, B. Huang, G. Zhou, X. Chai, An automated zizania quality grading method based on deep classification model, *Computers and Electronics in Agriculture* 183 (2021) 106004.
- [6] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, Imagenet classification with deep convolutional neural networks, *Advances in neural information processing systems* 25 (2012) 1097–1105.
- [7] A. G. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, M. Andreetto, H. Adam, Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications, *arXiv preprint arXiv:1704.04861* (2017).
- [8] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, Deep residual learning for image recognition, in: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 770–778.
- [9] D. Q. Thuyet, Y. Kobayashi, M. Matsuo, A robot system equipped with deep convolutional neural network for autonomous grading and sorting of root-trimmed garlics, *Computers and Electronics in Agriculture* 178 (2020) 105727.
- [10] K. Simonyan, A. Zisserman, Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *arXiv preprint arXiv:1409.1556* (2014).
- [11] G. Zhao, L. Quan, H. Li, H. Feng, S. Li, S. Zhang, R. Liu, Real-time recognition system of soybean seed full-surface defects based on deep learning, *Computers and Electronics in Agriculture* 187 (2021) 106230.
- [12] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L.-C. Chen, Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks, in: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2018, pp. 4510–4520.
- [13] H. Zhu, L. Yang, J. Fei, L. Zhao, Z. Han, Recognition of carrot appearance quality based on deep feature and support vector machine, *Computers and Electronics in Agriculture* 186 (2021) 106185.



- [14] F. Wang, J. Zheng, X. Tian, J. Wang, L. Niu, W. Feng, An automatic sorting system for fresh white button mushrooms based on image processing, *Computers and electronics in agriculture* 151 (2018) 416–425.
- [15] J. Canny, A computational approach to edge detection, *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* (6) (1986) 679–698.
- [16] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, X. Zhuang, Image analysis using mathematical morphology, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* (4) (1987) 532–550.
- [17] Z. Lu, M. Zhao, J. Luo, G. Wang, D. Wang, Design of a winterjube grading robot based on machine vision, *Computers and Electronics in Agriculture* 186 (2021) 106170.
- [18] J. Redmon, A. Farhadi, Yolov3: An incremental improvement, *arXiv preprint arXiv:1804.02767* (2018).
- [19] H. C. Bazame, J. P. Molin, D. Althoff, M. Martello, Detection, classification, and mapping of coffee fruits during harvest with computer vision, *Computers and Electronics in Agriculture* 183 (2021) 106066.
- [20] P. Adarsh, P. Rathi, M. Kumar, Yolo v3-tiny: Object detection and recognition using one stage improved model, in: *2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, IEEE, 2020, pp. 687–694.
- [21] Z. Zhang, Y. Lu, R. Lu, Development and evaluation of an apple infield grading and sorting system, *Postharvest Biology and Technology* 180 (2021) 111588.
- [22] N. Otsu, A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics* 9 (1) (1979) 62–66.
- [23] Y. Gan, L. Wei, Y. Han, C. Zhang, Y.-C. Huang, S.-T. Liong, A statistical approach in enhancing the volume prediction of ellipsoidal ham, *Journal of Food Engineering* 290 (2021) 110186.
- [24] S.-T. Liong, Y.-S. Gan, Y.-C. Huang, Automatic surface area and volume prediction on ellipsoidal ham using deep learning, *Journal of Food Process Engineering* 42 (5) (2019) e13093.
- [25] L.-C. Chen, Y. Zhu, G. Papandreou, F. Schroff, H. Adam, Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation, in: *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*, 2018, pp. 801–818.
- [26] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, L. Fei-Fei, Imagenet: A large-scale hierarchical image database, in: *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Ieee, 2009, pp. 248–255.