# Final Project Report 簡易植物表徵型態觀測系統

Jiun-Wei Yi R12631015

# 摘要

所謂的植物表型體分析為觀察植物的外觀特徵像是顏色、株高、葉片面積或數量...等來監測植物的生長情形亦或者是健康狀態。傳統植物表狀調查是人工的方式進行調查,耗時大量的時間以及人力。如今在電腦視覺甚至是人工智慧的輔助下,我們得以高效率的同時也以高精準度的方式記錄植物的生長狀態。本次專題為利用非人智慧的方式製作出植物表型體分析的應用,並期望未來能夠持續改進以用在實驗室未來的相關研究中。

Keywords: 植物表型分析、SLIC 演算法、分水嶺演算法、Convexhull

# 1. 簡介

#### 1.1 研究背景

在現今電腦視覺以及人工智慧等技術蓬勃發展的時代下,能夠快速地分析出植物的表型特徵使作物監控以及管理紀錄不再是一個費時費力的工作。植物表型分析目前主要被運用在 1.逆境壓力檢測 2. 植物生長及健康管理 3. 作物基因型篩選等任務上。檢測方式除了使用常見的彩色相機外,也可利用各種波長的光譜儀以及葉綠素螢光檢測儀來檢測植物[1]。不同的檢測方式都有其優缺點。以彩色相機造價便宜,因此目前已經有許多相關研究為利用彩色相機來檢測植物的表徵[2]。但在不使用機器學習的情形下,彩色相機就容易受到背景的其他物品或者是光源影響,同時植物有些特徵(ex:光合作用效率)利用彩色相機檢測並無法檢測出異狀,此時就需要利用其他儀器的輔助。

### 1.2 研究動機

目前本實驗室所進行的其中一項研究為利用螢光壽命週期檢測牛番茄對水分逆境的反應,目前該研究還在儀器架設階段。未來規劃將植物放入一台可控溫控濕度的培養箱中,藉由調整澆水的頻率來設計出水分逆境,再由螢光壽命周期來持續偵測植物的狀態。目前已經有一些相關研究皆指出,使用螢光強度以及螢光生命週期皆能比使用高光譜感測較快感測到在逆境環境壓力下植物的異狀[3][4]。而本人也向教授提議在培養箱內架設一台相機,除了能夠監測及記錄植物的生長過程外,在進行逆境實驗時也能夠將彩色相機與螢光壽命周期進行感測比較。

### 2. 材料與方法

本章提出該研究使用到的材料及方法。主要可以分為硬體架設及軟體影像處理兩大部分。

# 2.1 硬體材料

由於目前培養箱與植物生長系統等架構尚未架設完全,因此目前相機平台的部分為先利用鋁脊簡單組裝而成。 拍照系統為樹莓派 4 搭配樹莓派 module v3 相機,該相機支援自動對焦功能,因此可以跟隨著植物生長而調整 焦距。本拍照系統目前是直接放在實驗室的地板上(Fig 1.),直接利用實驗室的光源對植物進行拍照,因此多少 會有一點光源不均勻的現象。之後隨著培養箱正式啟動,將會另外設計光源。

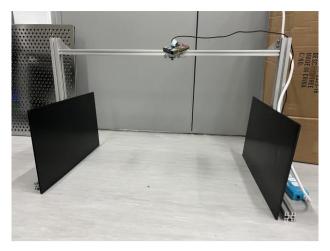


Fig 1. 拍照平台

# 2.2 番茄植株

目前總共有兩株植株,由於培養箱尚未建置完成,先前是將其中一株直接養在影像平台下。但過幾天就出現枯萎的現象,因此現階段是將兩株一起培養在實驗室的窗邊(Fig 2.)。等要拍照時再將植株至於拍照平台下拍照。 之後放入培養箱後會將相機直接架在植株上方進行拍照,並且從種子階段即開始進行監控。



Fig 2. 實驗番茄植株

### 2.3 軟體架構

在樹梅派端以 Python 撰寫拍照的程式(Fig 3.),之後再由 ssh 將影像傳回電腦進行影像處理的動作。電腦本端的影像分析程式由 Python 撰寫,利用 Opencv、numpy 等常用影像處理套件,並且結合 Qt5 寫出一個程式應用介面 (Fig 4.),讓使用者可以載入植物的影像並且能夠獲取不同的表型參數。 未來架設在培養箱後會利用樹梅派的 crontab 以執行定時拍取照片並回傳影像的任務。

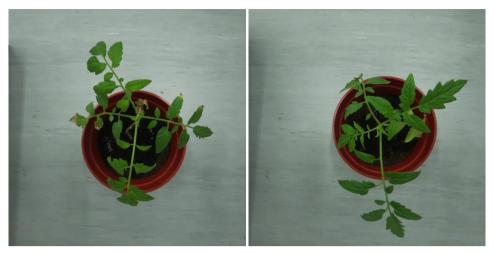


Fig3. 由樹梅派所獲取的兩株番茄植株的影像

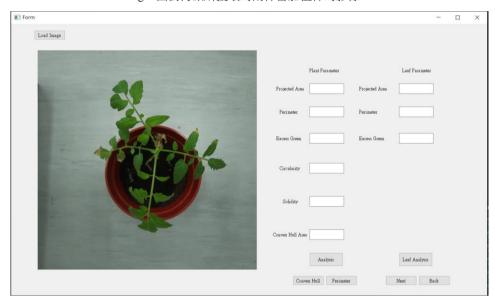


Fig4. 使用者介面

### 2.4 影像處理分析

取得影像後的第一步為將植物與其他背景分割出來,如此一來才能分析植物表型的參數。接下來將會大致講解 將背景與植株分離的流程:

### 背景分離:

使用的手法為先將影像的色彩空間轉換至 CIELAB 空間,其色彩空間如 Fig 5.。並單獨分析其中的 A 通道,A 值越大,顏色越紅,反之則顏色越綠。累計出 Fig 3.兩張影像在 A 通道的直方圖(Fig 6.)後可以發現主要可以分成三個區域,值由小到大分別代表影像中的植株、背景、以花盆。為了能夠在影像中自動找出一個閥值使植株被分離出來,本人使用了三角演算法,其方式為找出第一個數值不為零的強度值  $x_1$ 以及最多數值的  $x_2$ ,將其兩點連成一條線後再找出位於  $x_1$ 及  $x_2$ 間的值  $x_1$ ,使其所對應的數量點到直線的距離最長,則該 x 值就訂為影像的閥值(Fig 7.)。

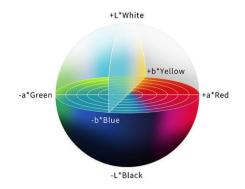


Fig 5.[5]

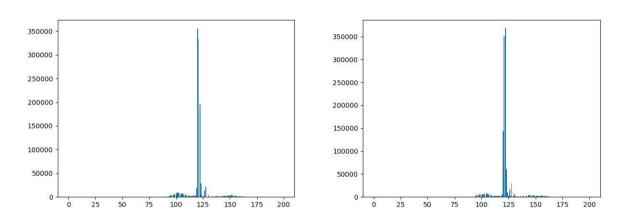


Fig 6. 兩株植株在 A 通道上的強度值直方圖

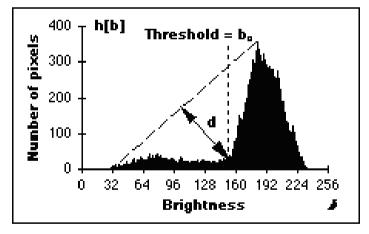


Fig 7.[6]

# 葉片分割:

在網路上搜尋許多研究皆利用深度學習的方式來進行葉片分割的任務。而目前不採用深度學習的理由為: 1. 未來放入培養箱後的環境較為簡略,沒有複雜的外在物並且未來光源也會固定,不會有光線不足或不均勻的現象。2. 現階段的目的並不需要將植株上的每片葉子都清楚的分割出來,教授目前是希望把最上層的葉子分割出來,再利用螢光壽命與彩色相機影像作比較即可。3.機器學習需要資料集進行訓練,而目前並沒有資料即可用來提供

訓練。最後葉片分割的方法主要是參考 Scharr 等人的研究[7]。在研究中,Scharr 等人提出了一種不需依靠深度學習就能夠分割出不同葉片的演算法。以下為其步驟:

- 1. 利用 simple linear iterative clustering(SLIC)演算法依據空間座標以及 CIELAB 的 A 通道灰度值將原先影像切成約 5000 塊小區間(Fig 8.)。
- 2. 將上個階段所得到的二值化影響轉換為 distance map,其定義為計算出每個非零像素到最近的背景像素的距離,因此越接近葉片中心的值就會越大,反之則越小(Fig 9.)
- 3. 對利用 SLIC 得出的影像依據 distance map 進行篩選,先篩選出處於葉片的 subpixel 後,由位在同一個葉片上的所有 subpixel 中選出一個其群集中心最接近葉片中心 的 subpixel(Fig 10.)。而由於有些葉子太小或者是距離鏡頭太遠,導致程式碼在根據 distance map 篩選時就無法將其標註出來。
- 4. 依照 3.所選出的 subpixel 當作分水嶺演算法中的種子,對植物 CIELAB 影像中的 A 通道進行分水嶺演算法,最終得出葉片分割結果。
- 5. 得知每片葉子在影像中的位置後即分布範圍後,就可以進行表徵的計算。

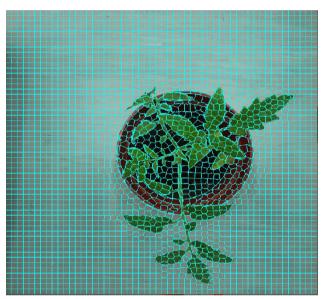


Fig 8. SLIC 的影像



Fig 9.distance map

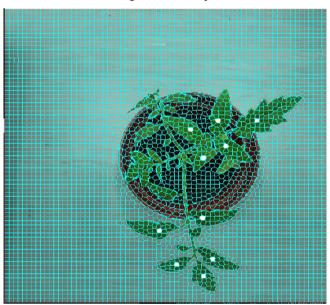


Fig 10. 利用 SLIC 的影像與 distance map 比對後選出的分水嶺演算法的種子

# 2.5 植物表型特徵參數

分別取得整株植物以及個別葉子的座標資訊後,就可以對植物進行表型特徵分析。但在進行分析之前,還得必須先得到另一個重要的參數:影像中一格像素代表的真實面積。其推算方法如下:

- 1. 測量拍攝相機與地面上的距離 H。
- 2. 取得相機分別在 x 方向以及 y 方向上的 Field of view(FOV),以  $\theta$  x 及  $\theta$  y 表示。
- 3. 根據三角定理,得出影像在 x 和 y 方向的景寬範圍為:  $x=2H*tan (\theta x/2), \ y=2H*tan (\theta y/2)$
- 4. 單格像素上的面積 = x \* y/影像總相素個數。

在本次實驗中,H=45cm, 計算後得出 x 方向 大約為 60 cm, y 方向大約為 60 cm。經過計算後,得出單格像素面積 約為 36 \*10  $^4$  cm²/pixel

本次實驗所觀察的參數如下:

#### 1. Project Area

為植株以及葉片在與鏡頭平行面的投影面積大小。在取得二值化影像後,只要將非零像素的總個數乘以單格面積即可。

# 2. Perimeter

為植株或者葉片的問長,在取得二值化影像後,可進一步的得知其影像輪廓,將其輪廓的個數乘以每個像素的斜對角長度即可估算得出問長。

### 3. Average Greenness

可由 Excess Green (ExG) = 2 \* G - R - B 進行評估, $G \cdot R \cdot B$  分別為原始彩色影像的三色通道值。計算時只會 抓取植株以及葉片的部分的 ExG 平均,也是將原本的彩色影像與二值化後的影像進行比對後得出。

#### 4. Convex Hull Area

Convex Hull Area 為能夠將目標包圍住的最小凸邊形內的面積,在本次實驗中的目標為植株的部分,而植株 Convex Hull 所包圍的範圍與面積是直接利用 opency 的套件得出,未來是期望自己得以親手刻出該演算法。

#### 5. Circularity

其定義為 $4\pi*A/P^2$ ,A為投影面積,P為周長,其可定義目標區域接近圓形的程度

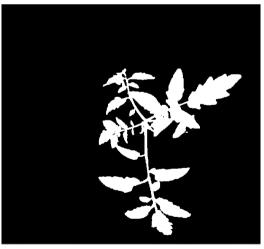
### 6. Solidity

為 Convex Hull 圍成的面積與投影面積的比值

# 3. 結果與討論

# 3.1 二值化影像

兩株植株經二值化後的結果如 Fig 11.。利用上述提到的三角演算法確實精確地分離出影像中植株的部分,但由於地板顏色的緣故會存在一些小躁點,最後是採取型態學的開運算方式,成功將躁點去除。



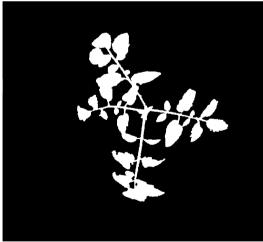


Fig 11.

# 3.2 葉片分割影像

葉子分割的影像結果如 Fig 12.,可以發現上述的演算法並無法清楚分割重疊到的葉片,同時由於沒有在莖上設置分水嶺驗算法的起始點,因此根據分水嶺演算法的原理,部分的葉片分割會相連至植物的莖甚至到其他未標示出來的葉片上。但無互相彼此重疊到的部分,該演算法還是可以清晰地將葉子框出。有了個別葉片的分布範圍,就可進一步的從原始影像單獨分割出該片葉子並且進行表型特徵的參數運算。



Fig 12. 葉片分割後的成果,不同顏色即代表不同的葉片

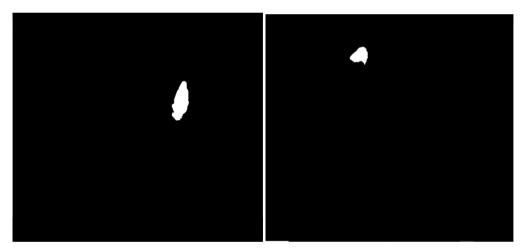


Fig 13.根據 Fig 12 所分割出的其中一片葉片的二值化影像

### 3.3 介面呈現

在獲取上述的植株或者葉片的二值化影像後,再藉由 2.5 章中提到的定義進行運算及可求出每個參數,並且利用介面便能夠清楚地將各個參數呈現出來,接下來將會簡單講解介面的使用:

- 1. 按下介面左上的"Load image"後即可選擇圖片
- 2. 按下介面中的"Analysis"按鍵即可將植株的各個參數算出並且呈現在介面上。
- 3. "Analysis"接鍵下還有"Convex Hull"以及"Perimeter"的接鍵,按下後即可分別將結果呈現在介面上(Fig 14.、15)。

- 4. 想進行葉片分析的話則再按下"Leaf Analysis"按鍵,則介面會將葉片的相關參數呈現出來,並且將現在分析的葉片再介面的影像中(Fig 16.)。
- 5. 藉由按下"Next"鍵以及"Back"鍵可察看上一片或者是下一片葉子的範圍以及表型參數。 使用方式也可觀看副屬的影片檔。

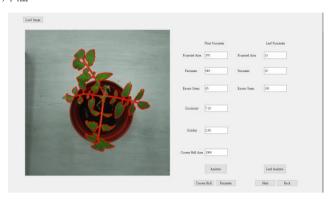


Fig 14.

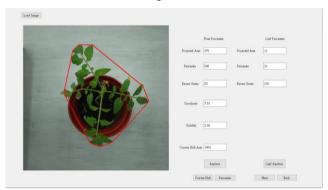


Fig 15.

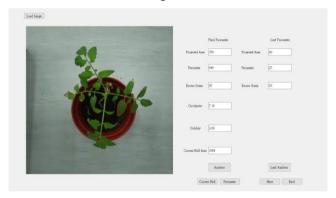


Fig 16.

# 3.4 討論

雖然目前是能夠將背景與植株進行分離,也能夠將頂層的葉片大致上分離出來,但我認為這個系統還是有許多地方需要進行改善,首先是頂層葉片與較低層的葉片容易產生重疊的情形近而造成誤判。在查閱相關研究後主要是有三種方式可以去嘗試解決這個問題:1. 深度學習 2. 在鏡頭旁加上可量測距離的儀器像是 LiDAR,或者是直接將相機改成深度相機,但這些儀器通常都不便宜。3. 加上其他不同角度的相機或者是使整個拍照系統掛在

可移動載台,使相機可以移動至不同角度拍照已獲得相關影像資訊。之後再藉由像是 stereo vision 等技術使我們可以獲取更精確的植株外表的資訊。再來另一個問題是由於目前鏡頭只有一個拍照角度,因此容易產生誤判,隨著植株葉片的生長,有可能會因為重量的原因而造成傾斜的角度增加,但此時如果只從正上方觀察我們可能會獲得植株葉片越來越小的結果。這點的話或許也可用第一個問題中的第三點來解決,因此未來的話會先嘗試往這個方向改進系統。





Fig 17. 產生的誤判情形。左邊為葉片重疊的情況,右邊為因拍攝角度而造成的結果

# 4. 結論

目前的程式已經成功地根據影像的直方圖自動找出一個閥值並且將植株與背景分離。考慮到由於未來植株將被放進培養箱內,培養箱的光源會是固定大小,並且內部的環境也不會太複雜,加上也沒有資料集可以訓練,故現階段並沒有要利用機器學習的打算。而利用 SLIC 與分水嶺演算法的結合,也成功將部分葉片分割出來。而由於因為葉片重疊而造成分割結果不佳的部分,之後是打算先試試看利用 stereo vison 的方式,判斷出植株個別葉片與相機鏡頭的距離。在藉由距離進一步分割出上下層的葉片。同時也會考慮增加鏡頭的數量,從多個不同角度拍攝植株以獲得更多信息。

所有檔案連接: https://drive.google.com/drive/folders/1\_P6FYtOTy\_WoQoJmPL-xzXPq6e4LHagH?usp=sharing

# REFERENCES

- [1] Yong ZHANG, Naiqian ZHANG. Imaging technologies for plant high-throughput phenotyping: a review. *Front. Agr. Sci. Eng.*, 2018
- [2] Nabwire S, Wakholi C, Faqeerzada MA, Arief MAA, Kim MS, Baek I, Cho BK. Estimation of Cold Stress, Plant Age, and Number of Leaves in Watermelon Plants Using Image Analysis. Front Plant Sci. 2022
- $[3] \ \ Peng, Owen \ ; Akers, Walter \ ; Berezin, Mikhail \ Y. \ / \ Detection \ of \ cold \ stress \ in \ plants \ using \ fluorescence \ lifetime \ imaging \ (Flim). \ In: Current \ Analytical \ Chemistry. \ 2021$
- [4] Wang H, Qian X, Zhang L, Xu S, Li H, Xia X, Dai L, Xu L, Yu J, Liu X. A Method of High Throughput Monitoring Crop Physiology Using Chlorophyll Fluorescence and Multispectral Imaging. Front Plant Sci. 2018
- [5] Linshang Technology: <a href="https://www.linshangtech.com/tech/color-space-tech1439.html">https://www.linshangtech.com/tech/color-space-tech1439.html</a>
- [6] H. Zhou, J. Wu and J. Zhang, Digital Image Processing: Part II, (2nd edition). London:Bookboon. 2010
- [7] Scharr, H., Minervini, M., French, A.P. et al. Leaf segmentation in plant phenotyping: a collation study. Machine Vision and Applications 27, 585–606 (2016).