

應用於蘆筍生長監測之導航載具開發

Application of Navigation and Monitoring System for Field Robot in Asparagus Greenhouse

Shih-Yu. Lee(李世鈺)*^a Shih-Fang. Chen(陳世芳)^a Ta-Te .Lin (林達德)^a

^a Dept. of Biomechatronic Engineering, National Taiwan University, Taipei City, 10617 Taiwan.,
Taipei, 3366-5382

1. OBJECTIVE

現代農業人口逐漸老化，為緩解農業勞力缺乏的困境，使用影像進行作物監測的技術應用十分廣泛，尤其如蘆筍這般密集度高、生長迅速、易受環境影響的作物，更需要人力頻繁巡田以保障作物品質及產量，因此我們已開發一台田間行動載具，以進行場域作物即時生長影像監測，本影像處理專題期間希望利用本機器人所拍攝之前視影像，利用深度學習演算法，找出行走車道資訊，並建立輔助導航系統，未來將所應之結果用以輔助車體自動行駛於兩畦之間走道進行蘆筍生長資訊之取得。

Keywords: 蘆筍、深度學習、自動導航、語意分割、線偵測

2. METHOD

2.1 Vehicle introduction

本研究開發了一台田間監測載具(如下圖 1ab)，行動載具車主要控制核心使用樹莓派控制器(Raspberry Pi 4 Model B, Raspberry Pi Foundation, Cambridge, UK)，車體左右兩側分別配有 290W 高功率馬達驅動器，底部安置四顆高扭力馬達(IG-42GM-02TYPE-24V, 祥儀, 桃園, 臺灣)，及四顆具高摩擦力的越野橡膠輪胎，以利於農田中行走。車體頂部配置一台 4K-USB 攝影機(IMX415, Sony, Tokyo, Japan)，其解析度為 3840*2160 像素，用於拍攝車體前方畦間影像，作為移動導航所需之影像資訊來源。此外，載具左右兩側皆配有一顆攝影機以獲取兩側蘆筍生長影像(圖 1a)，前視鏡頭所拍攝影像使用三種攝影機拍攝之影像做為數據集，以利於辨識更具有通用性，攝影機包含 Webcam(HD C270 網路攝影機, Logitech, Lausanne, CH)、4K-USB 及 SQ11(SQ11 微型攝影機, 長江科技, 板橋, 臺灣)。

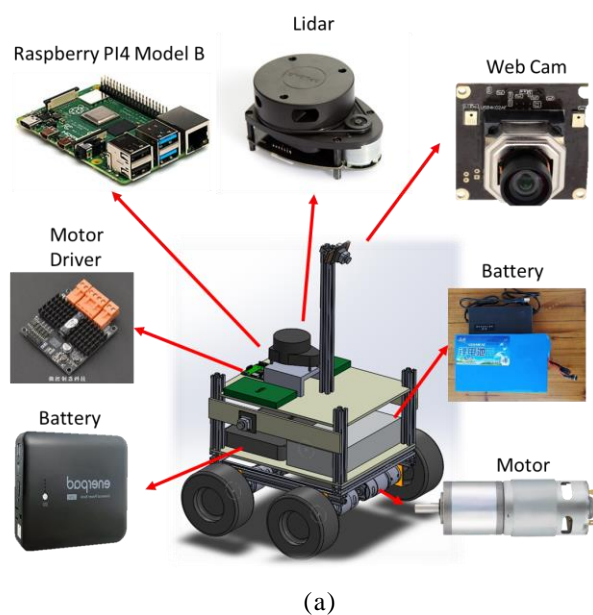
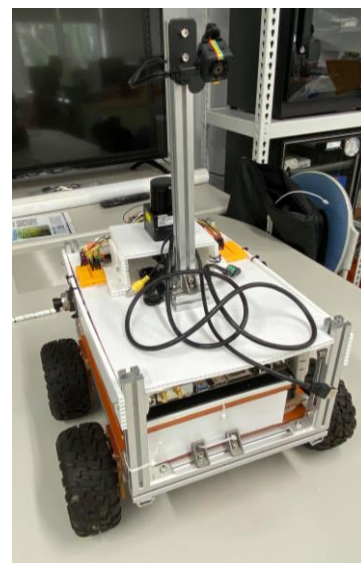


圖 1 (a)載具元件配置示意圖



(b)

圖 1 (b)載具實際圖

2.2 Image process by deep learning method

本研究自台南區農業改良場義竹工作站取得以 4K-USB、Webcam 及 SQ11 拍攝之蘆筍溫室場域道路影像照片合計 175 張作為影像處理數據集(圖 2a)，並以影像標註工具 Labelme 標記(圖 2b) 數據集之標記分為二類，道路(Road)及畦(Plot)，道路(Road)標記規則為畦旁兩側黑線內褐色區域做標記，並以約 3:1 之比例分為模型訓練集與驗證集，詳細各類數據請參考(表 1)。

為了能讓訓練模型未來應用於即時辨識處理當中，使用 ENet 深度學習方法[1]進行影像訓練，該模型架構能夠快進行影像的語意分割(Semantic Segmentation)(圖 3)，使用 Nvidia-GTX1070-8G 顯示卡(顯示卡, Nvidia, California, USA)做訓練設備，同時為了降低模型訓練的負擔，我們將輸入原始影像 1280*720 進行 resize 為 360*480，再設定訓練參數 batchsize:4、epochs:300、learning rate :0.0001，此外為了避免 Overfitting，我將訓練集當中分割 15 張照片做 Validation，測試集影像辨識準確度以交集聯集比(Intersection of union, IoU)作為實際評斷方法。



圖 2(a)載具前視影像照片 (b)載具前視標記影像照片

	影像數	道路(Road)	畦(Plot)
訓練集	135	135	270
測試集	40	40	80

表 1 影像處理數據集數量

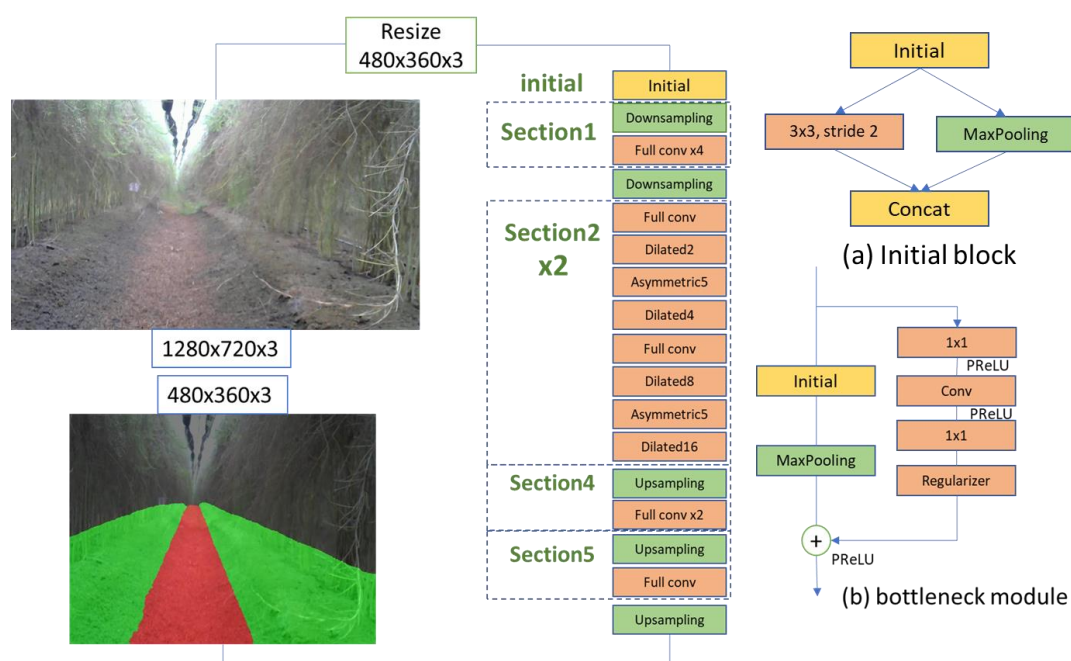


圖 3 ENet 模型架構

2.3 Guide line detection

圖像經過 ENet 模型演算法後會得到道路分割影像，所獲得的二元影像進行邊緣偵測[2]，找出道路邊緣線段再將圖像進行直線霍夫轉換[2]，得以找出道路邊緣線段的直線，使用式(1)將計算出各線段的斜率，並進行初步分類，斜率正者為道路左側線段，斜率負者為道路右側線段，再使用式(2)、(3)計算出不同斜率線段做平均，計算出左右各一條平均線，最後利用式(3)找到兩線段中間處以做為道路中央的參考線段，並將線段及辨識結果圖片疊加，如下圖 4。

$$Y = ax + b \quad (1)$$

$$\frac{1}{m} \sum_{n=1}^m L_{right} = L_{right} \quad (2)$$

$$\frac{1}{m} \sum_{n=1}^m L_{left} = L_{left} \quad (3)$$

$$L_{mid} = \frac{L_{left} + L_{right}}{2} \quad (4)$$

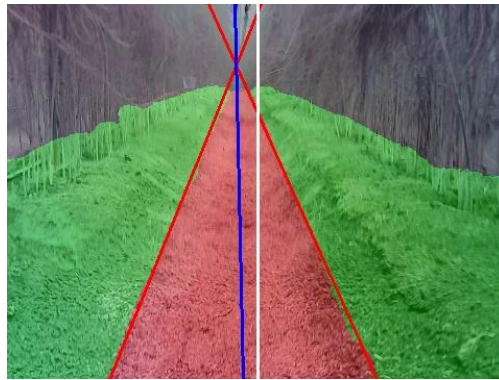


圖 4 道路參考線（紅線:道路邊界、藍線:道路中心、白線:影像中心）

3. RESULTS AND DISCUSSION

3.1 The result of deep learning method

目前初步使用 ENet 模型辨識結果，雖然目前資料集數量及影像標記數量較少，但已能在訓練集中達到 unlabeled:0.9668、道路(Road): 0.9274、畦(Plot):0.9317，在預測結果當中也能達到 unlabeled:0.9733、道路(Road): 0.9211、畦(Plot):0.9351，初步辨識有不錯的效果(表 2)，並將辨識結果輸出(如下圖 5)，我們可以看到模型辨識結果中已經與希望能辨識的車道十分接近了。

	unlabeled	道路(Road)	畦(Plot)
訓練集	0.9668	0.9274	0.9317
測試集	0.9733	0.9211	0.9351

表 2 模型辨識結果

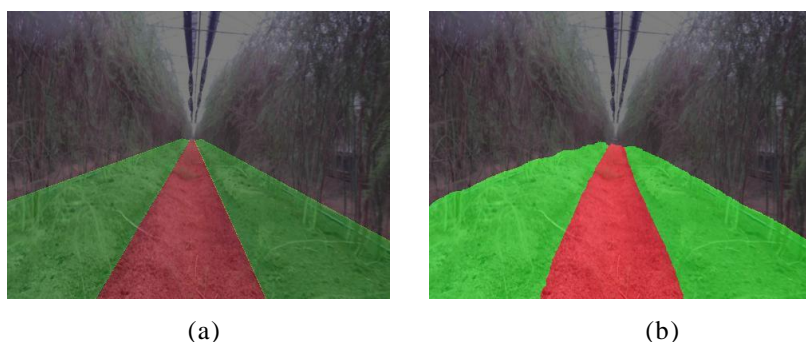


圖 5(a) 載具前視標記影像照片 (b)模型預測影像

3.2 The result of image processing

整個影像處理的過程如下圖 6，原始影像先使用演算法分割出道路影像，經過邊緣偵測找到其道路邊緣影像，再經過霍夫轉換及先前提到的計算方式進而找到道路參考線。

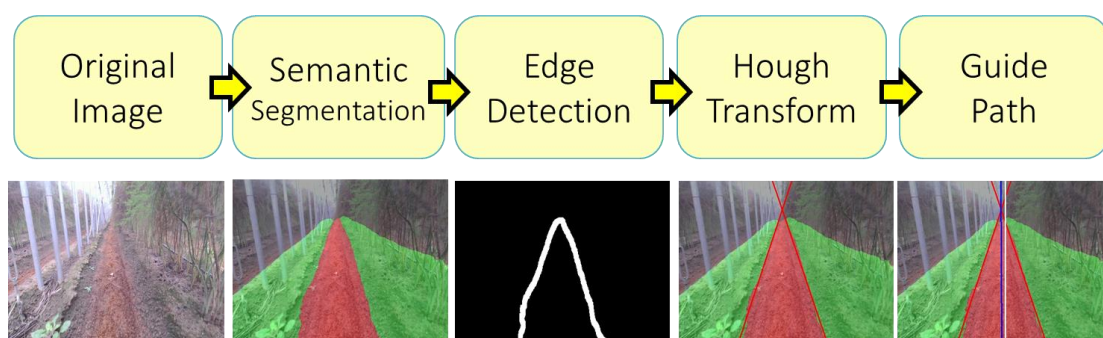


圖 6 影像處理流程

4. CONCLUSION

本研究以目前辨識結果推斷此研究方式是可行的，且已經有不錯的辨識效果，但由於目前所使用資料集還太小，有些特殊情況(如圖 7 母莖倒在路中)，就會出現道路辨識上的問題，未來需要擴增各種情況及其他場域的資料進入資料集當中，並能夠嘗試其他模型以優化辨識結果或者能夠更快速的辨識，以讓未來將此系統應用在即時的道路辨識中，此外還需額外考慮程式執行效率、效能等問題，因為目前完成到圖像上的辨識，未來需要找到適當的評估方式使載具進行合適的修正(例如：導引線角度、平移等)。



圖 7 辨識不良案例(母莖倒在路中)

REFERENCES

- [1] Adam Paszke, Abhishek Chaurasia, Sangpil Kim, Eugenio Culurciello. ENet: A Deep Neural Network Architecture for Real-Time Semantic Segmentation (pp. 1606.02147) Computer Vision and Pattern Recognition. (2016, June)
- [2] Rafael, C.G., Richard, E.W. Digital Image Processing (Fourth Edition). Global Edition., 737-742 (1997).