

## 基於轉移學習之卷積類神經網路於農作物影像辨識

張家浚<sup>1</sup>

### 摘要

現行作物現地調查於過程中往往費時費力，許多調查結果於調查結束前早已過時，導致資料的產出時間相隔甚遠。近年來深度學習於影像變識方面取得了多項成就，本研究欲使用深度學習相關技術進行農作物手機影像辨識，藉此加速農地現地調查的過程，減少實際投入人力，並確保調查結果的品質。

普遍的訓練模型過程中通常需要使用到大量資料及標記來確保模型準確率，資料集的準備便成為左右模型準確率的關鍵之一，但現實中的資料集準備往往需要投入大量人力及時間進行資料清洗和標記。有鑑於此，本研究試圖使用基於轉移學習的卷積類神經網路解決此問題，將轉移學習應用於神經網路的訓練不僅能加速模型的訓練速度，減少訓練過程中使用的標記資料，還能提高模型的辨識準確性和泛化能力。

資料集類別方面由本研究劃分為水稻、甘蔗、青蔥及香蕉樹等四個類別，經過適當的資料清洗後建構出小型的資料集，並且於訓練過程中採用資料增強。接著選用著名的 ResNet50、VGG16 及 MobileNet 作為轉移學習的預訓練模型，三個模型的預訓練資料集均使用 ImageNet 以確保實驗的統一性，並使用本研究設計的通用分類器做為三個預訓練模型的輸出層，於訓練過程中凍結預訓練模型的參數，只更新分類器參數，藉此比較不同結構的模型於農作物影像辨識的準確率及效率。

實驗結果顯示以 ResNet50、VGG16 和 MobileNet 作為預訓練基底的模型分別在測試集上達到了 98.76%、77.97%、98.56% 的 Overall Accuracy，換算成 Kappa 係數則分別為 98.12%、62.34%、97.84%，可以發現在給予了相同的實驗變數及去除了不同類別的樣本數量偏差下，ResNet50 及 MobileNet 均達到相對成功的準確率，此外，本研究考量到模型於行動裝置的適用性，從模型大小和分類精準度判斷 MobileNet 為最適合投放於現地調查行動裝置的深度學習模型，兼具高準確率與輕量模型等特點。

實際應用方面，本研究之模型期望能投放於無人車及無人機上，後者更能深入陸上交通工具無法抵達之區域進行現地調查，相較於人力及陸上交通工具有著更高的機動性，綜合上述優勢，本研究希望藉此增加現地調查的有效性並減少實際投入之人力。

**關鍵字：**影像辨識、轉移學習、遙感探測、農作物現地調查

---

<sup>1</sup> 國立臺灣師範大學地理學系，學生

## 壹、緣起

### (一)農情調查歷史

我國臺灣地區於民國 36 年開始實施農情調查，洪忠修（2003）指出我國農牧業調查制度的演進主要分為三階段 1.筆路藍縷草創期：此時的調查方法使用耕地圖以及土地臺帳資料，繪製完耕地圖略後便赴現地調查作物生長情形，過程中完全仰賴人工方式統計全臺鄉鎮市資料；2.脫胎換骨期：民國 73 年為因應農業發展，使用 1/5000 大比例尺航照圖並配合求積儀與面積計算板測算各田塊的作物面積，並搭配田間調查人員明確目視每一坵塊利用情形，改變了過去完全依賴自繪耕地略圖的傳統做法，並且由於調查制度更新成功，為現今資訊化的調查方法打造良好的基礎；3.資料處理資訊化期：主要是資訊系統之建置以及軟體升級，簡化工作量以及完整中央、縣市與鄉鎮三級的農情調查資訊化系統。

### (二)將深度學習技術應用於農情調查

近年來航遙測影像應用於農情調查上逐漸受到重視，運用航遙測影像判釋能進行作物面積計算，但由於國內農作物於同一時間栽培的作物品種複雜，經常有混作之情形，並且相同作物於多時期影像下歷經不同物候期，使得航遙測影像判釋農作物種類困難重重，經常產生誤判等問題，於是出現針對判釋率高之作物採航遙測判釋為主，其餘判釋率低的作物以現地調查為輔。農試所（2019）曾結合深度學習技術和行車紀錄器進行農作物影像辨識，試圖節省投入至農地現地調查的人力資源，並且於水稻達到 90%的準確率。

過去基於深度學習於農作物影像辨識的目標大致圍繞在 1.農作物影像分類；2.農作物異常偵測，這兩樣應用對於加速農地現地調查時程以及減少投入人力有相當的助益。近年來有許多研究焦距在使用深度學習進行農作物影像辨識，Yang Lu 等（2017）提出使用深層卷積神經網路（DCNN）進行稻作疾病影像的辨識，相較於其他機器學習演算法如支持向量機在 10 種稻作疾病類別的分類上所達到的 91%準確率，或是粒子群最佳化演算法達到的 88%準確率，Yang Lu 等所提出的方法成功達到 95%以上的準確率。RuJing Wang 等（2017）也使用了 DCNN 進行農業害蟲分類，在有大量背景雜訊干擾下仍能分類出 82 種常見害蟲種類，並且達到了 91%的分類準確率。實驗結果顯示在標記資料充足的狀況下，深層捲積神經網路的表現較普遍機器學習演算法來的好。

### (三)轉移學習作為訓練策略之一

隨著深度學習的蓬勃發展，越來越多人意識到標記資料數量對於監督式學習的影響力不亞於模型結構設計，現實的資料容易取得，但標記資料卻要投入大量人力進行處理，有鑒於此，許多訓練策略被提出用於應對上述問題。Solemane Coulibaly 等(2019)提出使用轉移學習(Transfer Learning)的方式來應對標記資料數量過少的問題，使用於 ImageNet 訓練完成的 VGG16 作為特徵提取器，並使用經過資料增強後的 711 張訓練影像，最後於珍珠粟疾病的辨識達到 95%以上的準確率。K.Thenmozhi 等(2019)也使用了轉移學習進行作物病蟲害的辨識，使用了 AlexNet、ResNet 和 GoogLeNet 等預訓練模型作為轉移學習的特徵提取器，並搭配資料增強使模型在測試集上達到 95%以上的平均準確率。

## 貳、課題

資料數量及品質能大大地左右深度學習的結果，因此資料集的前處理被視為最關鍵的步驟之一，但即使將資料集的雜訊降到最低，有時仍會遇到不同類別具有相似的資料分布導致分類成效不好，此時便能使用轉移學習的訓練方式提高準確率。

### (一) 轉移學習

首先給予以下定義：Source Domain 為預訓練模型的資料域，以下簡稱  $D_s$ ，Target Domain 為欲進行訓練的資料域，以下簡稱  $D_t$ ， $D=\{x, P(X)\}$ ， $x$  為該資料域的特徵空間，而  $P(X)$  為該資料域的機率分布函數，給予隨機變數  $X=\{x_1, x_2, \dots\} \in x$ 。這兩個定義域分別有各自的學習結果，以下簡稱  $T_s$  和  $T_t$ ， $T=\{y, f(x)\}$ ， $y$  為標記， $f(x)$  為目標預測函數。轉移學習的目標就是透過  $D_s$  和  $T_s$  來提升  $T_t$  中的分類準確率，本研究使用 ResNet50、VGG16 和 MobileNet 作為預訓練基底。



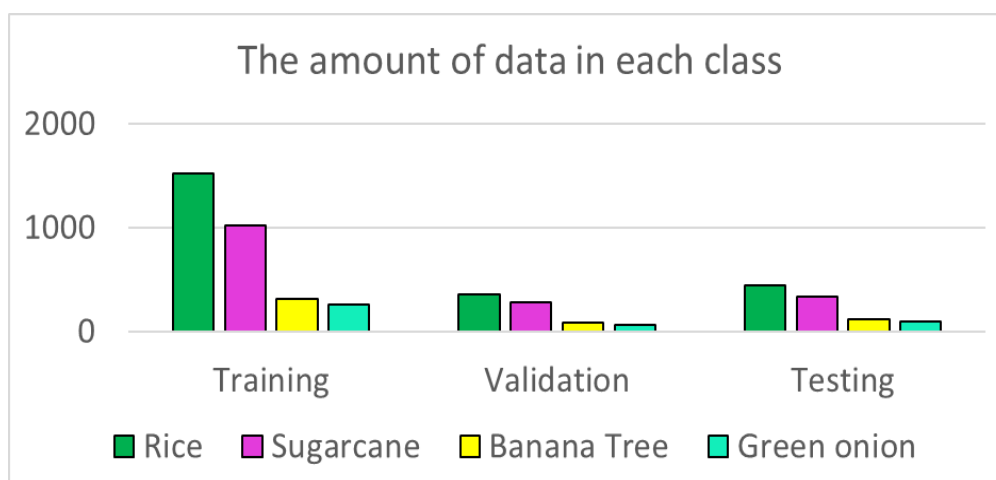
圖 1、轉移學習流程

## 參、研究方法

### (一) 資料集準備

本研究資料集主要由手機現地調查影像為主，並將類別分為水稻、甘蔗、香蕉樹和青蔥等四類，經由人工篩選資料後初估共有 5000 張影像，並從其中劃分出訓練集、驗證集和測試集，劃分比例分別為 65%、15%、20%，且採用資料增強。

表 1、資料集劃分比例(縱軸為張數)



## (二) 模型與分類器設計

本研究使用 ResNet50、VGG16 和 MobileNet 作為特徵提取器，三個模型均於 ImageNet 上受過訓練，接著在搭配本研究設計之通用分類器，並於訓練過程中只更新分類器的參數，特徵提取器的參數一律凍結，藉此探討不同模型結構於目標資料域的分類成效。

表 2、三個預訓練模型大小

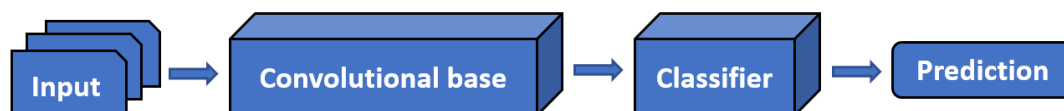
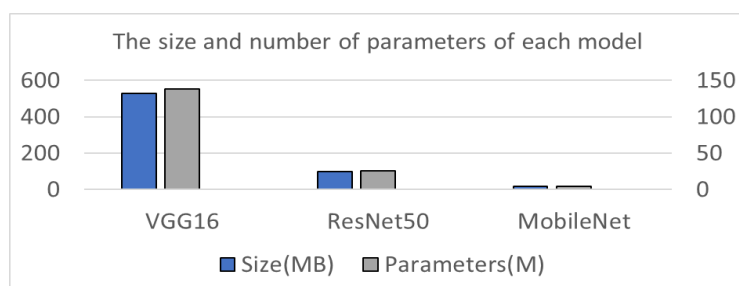


圖 2、轉移學習模型結構

分類器中使用到三層全鏈結層和兩層 Dropout，前兩個全鏈結層各由 100 顆神經元組合而成，並且使用 relu 作為激發函數，最後的全鏈結層則由 4 顆神經元搭配 softmax 作為輸出層，損失函數使用分類交叉熵。



圖 3、本研究設計之分類器(灰色部分為 Dropout)

## (三) 超參數設定

三組模型均使用相同超參數以維持實驗一致性，優化演算法使用 Adam。

表 3、統一超參數設定

InputSize	(224, 224)	BatchSize	32
LearningRate	0.001	Beta_1	0.9
Epoch	10	Beta_2	0.999

## 肆、主要成果

### (一) 訓練結果

以下為三組模型的 loss 於訓練中收斂的過程，由左至右分別為 ResNet50、VGG16 和 MobileNet，以 ResNet50 和 MobileNet 為基底之模型於訓練結束時均穩定收斂，雖然有小幅度的過擬合，但這部分本研究透過修改超參數來防止，而以 VGG16 為底的模型於相同變數下只能收斂到一定程度。

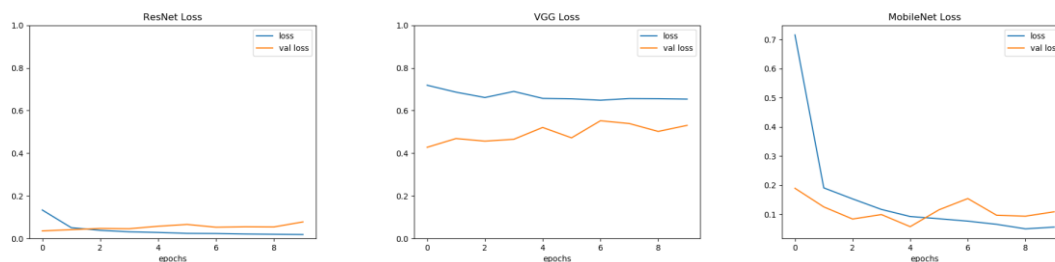


圖 4、收斂過程

### (二) 分類結果

以下為三組模型於測試集上的分類結果，由左至右分別為 ResNet50、VGG16、MobileNet 為基底的分類結果，三者分別於測試集上達到 98.76%、77.97% 和 98.56% 的 Overall Accuracy，換算成 Kappa 係數則為 98.12%、62.34% 及 97.84%，在不同類別樣本數差距極大的情況下，ResNet50 和 MobileNet 仍能達到高準確率。

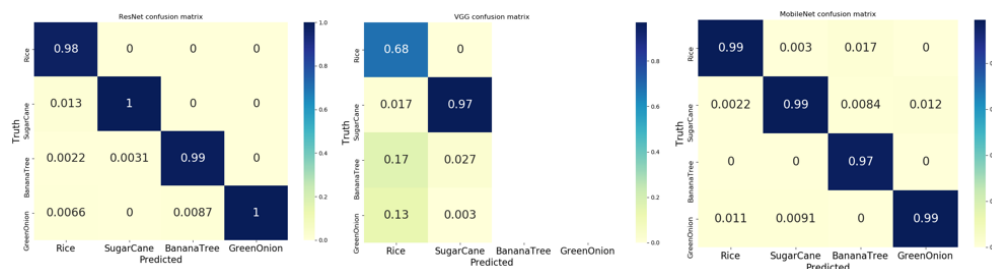


圖 4、三組模型的混淆矩陣

### (三) 分類範例

下圖為本研究之分類示範，由左至右分別為水稻、甘蔗、香蕉和青蔥，實驗數據顯示以 ResNet50 及 MobileNet 作為預訓練基底的模型均成功分類四種類別。



圖 5、手機作物影像

#### (四) 結論與建議

本研究使用轉移學習搭配資料增強等方式試圖解決現地調查影像資料稀少等問題，結果顯示模型如 ResNet50 及 MobileNet 於訓練樣本不均的情況下，仍能達到 98.12% 與 97.84% 的 Kappa 係數。此外，本研究考量到模型於行動裝置的適用性，從模型大小和分類精準度判斷 MobileNet 為最適合投放於現地調查行動裝置的深度學習模型，兼具高準確率與輕量模型等特點。然而，本研究所使用的資料增強方式是基於資料集的資料分布所產生出的人造資料，意即無法更大幅度地提升資料集的代表性，間接影響到模型的泛化能力，有鑑於此，本研究未來會試圖嘗試不同演算法解決此一問題。

#### 伍、參考文獻

1. 洪忠修 (2003)。我國農牧業農情調查之檢討與展望。農政與農情，第 135 期。
2. 農傳媒 (2019)。農試所開發作物影像判釋系統，行車紀錄器就能做農地調查。取自：<https://www.agriharvest.tw/archives/6354>
3. Coulibaly, S., Kamsu-Foguem, B., Kamissoko, D., & Traore, D. (2019). Deep neural networks with transfer learning in millet crop images. *Computers in Industry*, 108, 115-120.
4. Lu, Y., Yi, S., Zeng, N., Liu, Y., & Zhang, Y. (2017). Identification of rice diseases using deep convolutional neural networks. *Neurocomputing*, 267, 378-384.
5. Thenmozhi, K., & Reddy, U. S. (2019). Crop pest classification based on deep convolutional neural network and transfer learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 164, 104906.
6. Wang, R., Zhang, J., Dong, W., Yu, J., Xie, C. J., Li, R., ... & Chen, H. (2017). A Crop Pests Image Classification Algorithm Based on Deep Convolutional Neural Network. *Telkomnika*, 15(3).