

智慧化企業整合

Final Project

Cassava Leaf Disease : Using EfficientNetB0

110034564 楊笠笙

1、緒論

1.1 問題定義 5W1H

Why: 提供農夫作為木薯葉判斷的參考減少農作物檢查時間及降低識別錯誤的機會。

What: 現金農作物採收主要還是依靠農夫的視覺與經驗進行判斷，如果未能即時判別，則會造成施肥上或是一些成本上的浪費。

Where: 主要運用在農田。

When: 農夫進行施肥、澆水或是採收時。

Who: 農夫或是以種植為興趣的一般民眾。

How: 利用 EfficientNetB0 模型進行訓練。

1.2 研究動機與目的

根據處理糧食和農業的聯合國機構，木薯為大米和玉米之後的第三大熱量卡路里來源，尤其是在亞洲、非洲和拉丁美洲等熱帶國，但除了木薯塊莖之外，木薯葉的營養價值十分的高。

木薯葉帶來的好處：

- 促進身體新城代謝
- 抗氧化劑的來源
- 低卡路里、高纖維、蛋白含量高
- 促進體細胞再生
- 幫助消化

透過 5W1H 分析法，來幫助我們對問題分析並思考解決方法，木薯葉的危害總共分為四種，利用機器學習的方式進行判別，提升對檢測的準確率，幫助農夫進行判斷。

2、文獻探討

2.1 方法選擇

本研究使用 CNN 對木薯葉危害圖片進行辨識與分類。現今 CNN 的網路架構眾多，且在實務領域中各有各的長處。因此我們先將多種在 ImageNet 圖片資料集預訓練過的 CNN 網路，套用在本次研究的圖片資料集中，最終選擇 EfficientNetB0 作為本冊研究的 CNN 分類網路架構。

EfficientNetB0

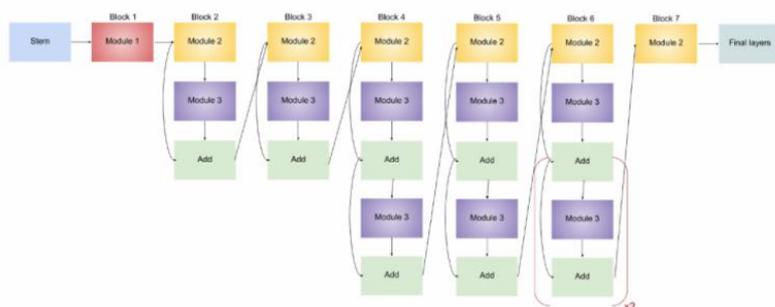
EfficientNet 是 Google 所提出的一個新的基準網路。它應用了新的網路縮放方法，利用複合係數均勻地縮放網路深度(網路層數)、寬度(通道數)與圖像解析度(輸入圖片大小)，使其能在固定的資源限制下，達到更好的精確度。而在 ImageNet 中的圖片分類任務上，EfficientNet 也超越熱門的 CNN 網路像是 ResNet、DenseNet、ResNeXt 等，達到最高的 Top-1 精確度。

作者使用自動化模型結構搜尋法(Neural Architecture Search)，產生一個 Baseline Model，稱為 EfficientNetB0(B 代表 Baseline，0 代表 N=0)。接著使

用複合式模型縮放，以 N=1 到 7 分別產生了 7 個擴充模型，命名為 EfficientNetB1 到 EfficientNetB7。

Table 1. EfficientNet-B0 baseline network – Each row describes a stage i with \hat{L}_i layers, with input resolution $\langle \hat{H}_i, \hat{W}_i \rangle$ and output channels \hat{C}_i . Notations are adopted from equation 2.

Stage i	Operator \mathcal{F}_i	Resolution $\hat{H}_i \times \hat{W}_i$	#Channels \hat{C}_i	#Layers \hat{L}_i
1	Conv3x3	224 × 224	32	1
2	MBCConv1, k3x3	112 × 112	16	1
3	MBCConv6, k3x3	112 × 112	24	2
4	MBCConv6, k5x5	56 × 56	40	2
5	MBCConv6, k3x3	28 × 28	80	3
6	MBCConv6, k5x5	14 × 14	112	3
7	MBCConv6, k5x5	14 × 14	192	4
8	MBCConv6, k3x3	7 × 7	320	1
9	Conv1x1 & Pooling & FC	7 × 7	1280	1



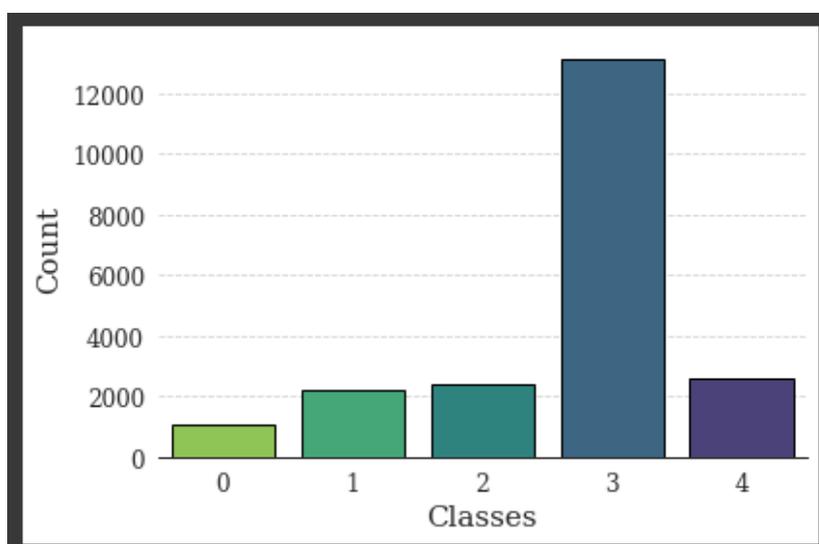
EfficientNetB0 網路架構

3、研究方法

3.1 資料來源

本次研究所使用的 Dataset 在 Kaggle 上所取得，為木薯葉危害的照片。總共分為五種類別，分別為 Cassava Bacterial Blight (CBB)、Cassava Brown Streak Disease (CBSD)、Cassava Green Mottle (CGM)、Cassava Mosaic Disease (CMD)與 Healthy。

編號	種類
0	Cassava Bacterial Blight (CBB)
1	Cassava Brown Streak Disease (CBSD)
2	Cassava Green Mottle (CGM)
3	Cassava Mosaic Disease (CMD)
4	Healthy



3.2 資料前處理

由於原本的照片類別三的照片數量遠多於其他類別的照片，為了避免因為類別數量差距過大所造成的偏差，因此需要先將訓練集與測試集的图片合併，進行各個角度翻轉的 Data augmentation 方式，擴增其他類別的图片數據量。

```

generator = train_datagen.flow_from_dataframe(train_labels.iloc[20:21],
                                             directory = os.path.join(WORK_DIR, "train_images"),
                                             x_col = "image_id",
                                             y_col = "label",
                                             target_size = (TARGET_SIZE, TARGET_SIZE),
                                             batch_size = BATCH_SIZE,
                                             class_mode = "sparse")

aug_images = [generator[0][0][0]/255 for i in range(10)]
fig, axes = plt.subplots(2, 5, figsize = (20, 10))
axes = axes.flatten()
for img, ax in zip(aug_images, axes):
    ax.imshow(img)
    ax.axis('off')
plt.tight_layout()
plt.show()

```



3.3 模型建立與訓練

本研究利用 TensorFlow 開源軟體庫進行訓練，其提供許多已在 ImageNet 圖片資料集中預訓練過的 CNN 網路架構。因此我們除了引入網路外，並再最後加入 2D 全局平均池化層減少模型參數，避免過擬合；以及加入 Dropout 層減少訓練的時間，也能避免過擬合；最後再利用 Softmax 函數確保能更有效的分類。除了使用 Optimizer 自動調整學習率與其他相關參數外，為了加快訓練速度，與避免學習率過大導致無法收斂。

```

def create_model():
    conv_base = EfficientNetB0(include_top = False, weights = None,
                               input_shape = (TARGET_SIZE, TARGET_SIZE, 3))

    model = conv_base.output
    model = layers.GlobalAveragePooling2D()(model)
    model = layers.Dropout(rate = 0.4)(model)
    model = layers.Dense(5, activation = "softmax")(model)
    model = models.Model(conv_base.input, model)

    model.compile(optimizer = AdaDelta(lr = 0.001),
                  loss = "sparse_categorical_crossentropy",
                  metrics = ["acc"])

```

3.4 參數優化

CNN 網路架構除了預訓練時所獲得的最佳模型參數外，其餘的參數皆是使用相同的數據，還有超參數優化的空間。希望可以在有限的實驗次數中找到最佳模型參數來達到最高的準確率，節省時間以及減少人為調整的因素。

因子	說明	水準1	水準2	水準3
A	Dropout	0.4	0.5	0.6
B	Optimizer	Adam	AdaDelta	Adagrad
C	Batch Size	2	4	8
D	Learning rate	0.01	0.001	0.0001

我們利用了實驗設計中的田口方法，有效減少調整參數的總次數，並獲得相同的結果。我們選擇了上述所提到的四項參數作為四個因子，並使用三個水準，應用 L9 實驗設計參數組合來幫助參數優化。針對每次實驗時都統一使用 5 epoch 進行訓練。

實驗	Dropout	Optimizer	Batch Size	Learning rate
1	0.4	Adam	2	0.01
2	0.4	AdaDelta	4	0.001
3	0.4	Adagrad	8	0.0001
4	0.5	Adam	4	0.0001
5	0.5	AdaDelta	8	0.01
6	0.5	Adagrad	2	0.001
7	0.6	Adam	8	0.001
8	0.6	AdaDelta	2	0.0001
9	0.6	Adagrad	4	0.01

3.5 實驗設計結果

實驗	Dropout	Optimizer	Batch Size	Learning rate	Test Accuracy
1	0.4	Adam	2	0.01	0.6095
2	0.4	AdaDelta	4	0.001	0.8376
3	0.4	Adagrad	8	0.0001	0.8505
4	0.5	Adam	4	0.0001	0.8897
5	0.5	AdaDelta	8	0.01	0.7287
6	0.5	Adagrad	2	0.001	0.8457
7	0.6	Adam	8	0.001	0.8479
8	0.6	AdaDelta	2	0.0001	0.8684
9	0.6	Adagrad	4	0.01	0.6368

EfficientNetB5 的實驗組合及結果，準確度最高的為實驗 4，準確度達到了 0.8897，將這 9 次實驗結果透過統計分析後可以得到各個因子對於準確率的影響程度。

四、結論

EfficientNetB0 模型在 L9 直交表四種因子九種實驗組合下分別在 Dropout/ Optimizer/ Batch Size/ learning rate 得到最佳準確率分別為 0.5/Adam/4/0.0001。

模型	Dropout	Optimizer	Batch Size	Learning Rate	Test Accuracy
EfficientNetB0	0.5	Adam	4	0.0001	0.8890

(一) 貢獻

此次的 project 能夠對木薯葉的危害進行統整性的分類。將來可透過 transfer learning 偵測不同類型的植物危害。

(二) 適用性

適用於從事農業的相關人員。對於植物各類危害研究的植物學家。

(三) 侷限性

此次使用的數據集某一項的類別數量特別多，雖然有進行數據增強的步驟，但仍有些許影響。因為數據量龐大，在 training 的過程中受限於電腦的 GPU 的問題無法取得更精確的準確率。

(四) 未來改善

這次使用的 EfficientNet 為最基本的版本，而 google 也一直都有在更新最新的版本，可以依照需求而使用，提升準確率。可以對於木薯葉危害的程度進一步的分析，並匡列出來，有助於農夫的工作。

五、參考資料

- [1] Tan, M., & Le, Q. (2019, May). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In International Conference on Machine Learning (pp. 6105-6114). PMLR.
- [2] Tan, M., & Le, Q. (2019, May). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In International Conference on Machine Learning (pp. 6105-6114). PMLR.