



2022

智慧化企業整合

Cassava Leaf Disease: Using EfficientNetB0

第一組

110034564 楊笠笙

Outline

● 01

背景介紹

● 02

方法介紹

● 03

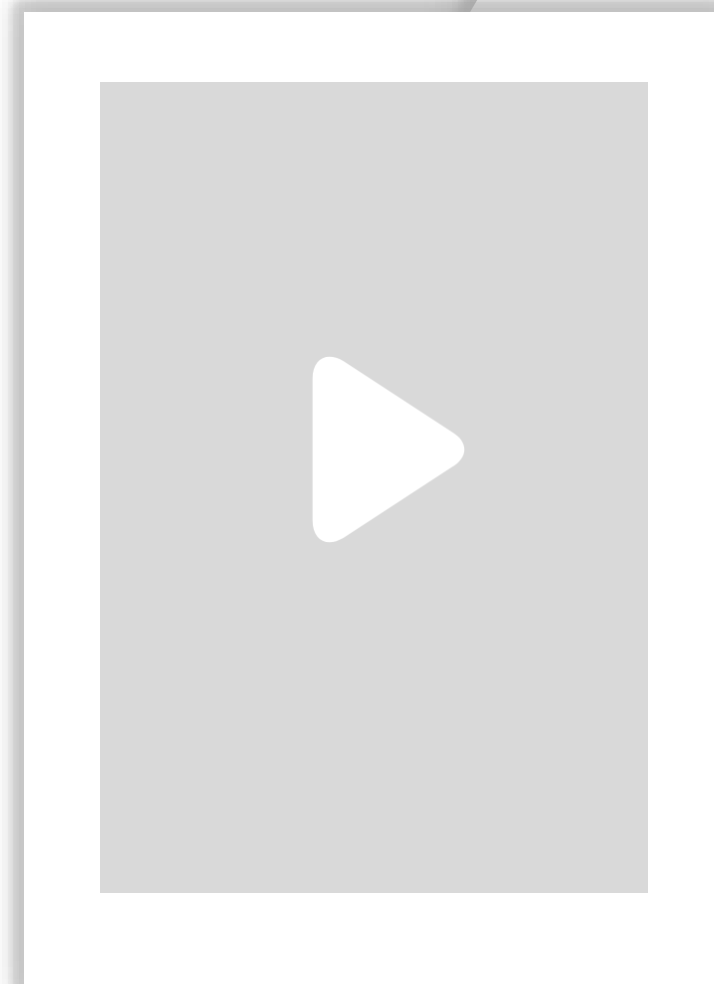
個案研究

● 04

結論

Part 1

背景介紹



背景說明

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：

- 促進身體新陳代謝
- 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

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。

WHERE

主要運用在農田。

WHO

農夫或是以種植為興趣的一般民眾。

WHAT

現今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。

WHEN

農夫進行施肥、澆水或是採收時

HOW

利用EfficientNetB0 模型進行訓練。

Part 2

方法介紹



EfficientNetB0(1/2)

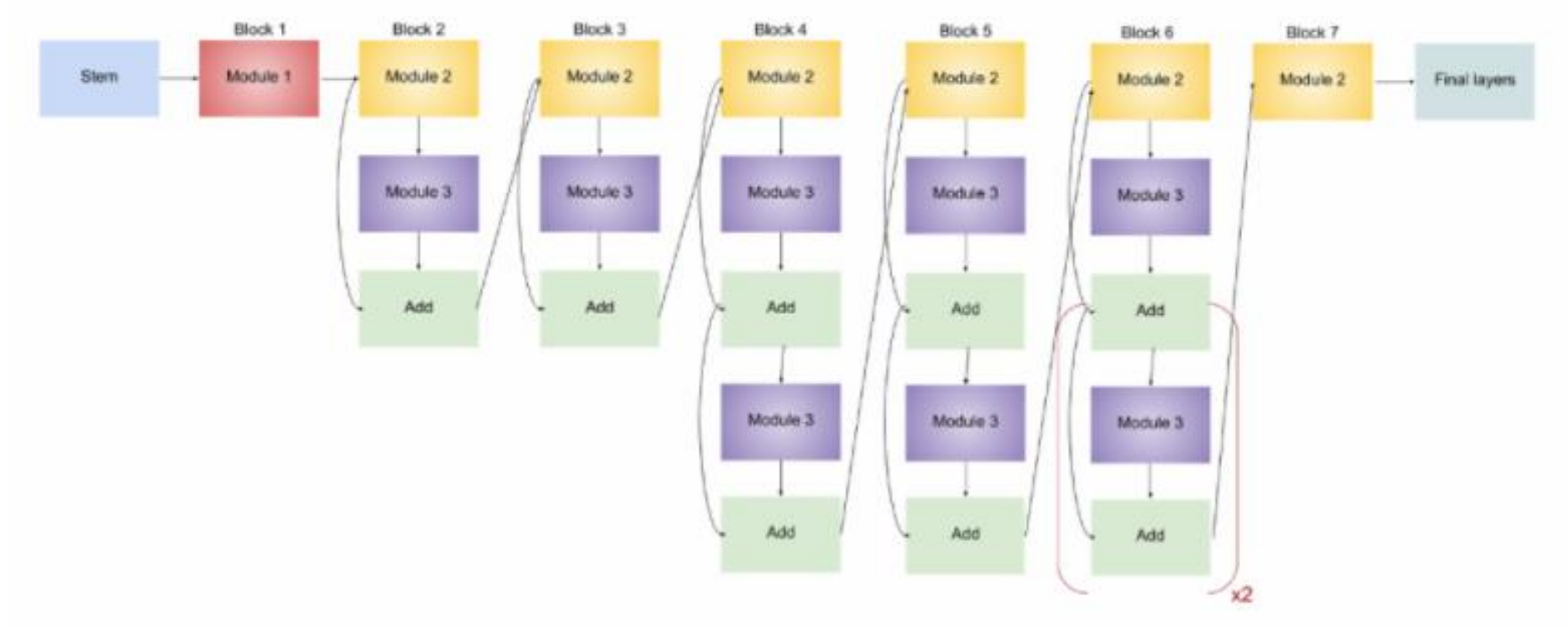
- EfficientNets是谷歌大腦的工程師譚明星和首席科學家Quoc V. Le在論文《EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks》中提出。
- 一種全新的模型縮放方法，該方法使用簡單而高效的複合係數來權衡網絡深度、寬度和輸入圖片分辨率。
- 應用固定的縮放係數：

Depth
Width
Resolution

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 $\hat{\mathcal{F}}_i$	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(2/2)



Part 3

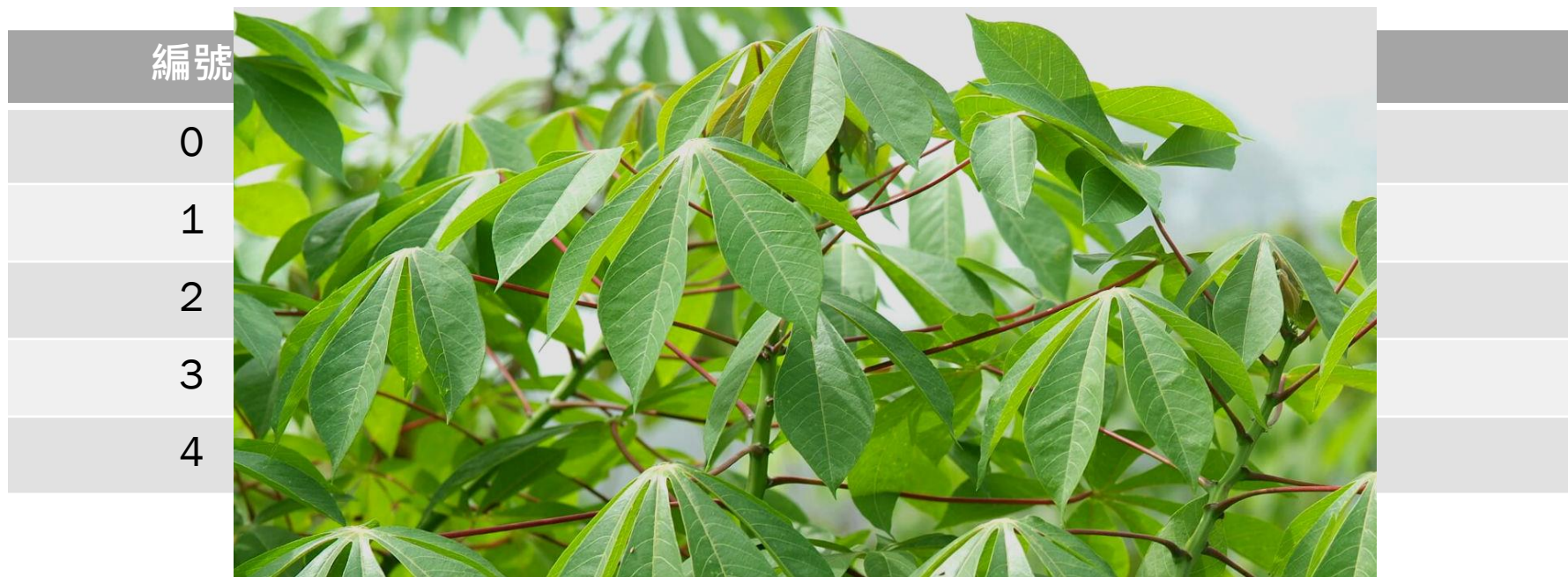
個案研究



資料介紹(1/2)

資料來源：本研究使用Kaggle中Cassava Leaf Disease的公開資料集，資料集中包含了五種類別之植物照片，分別為Cassava Bacterial Blight (CBB)、Cassava Brown Streak Disease (CBSD)、Cassava Green Mottle (CGM)、Cassava Mosaic Disease (CMD)與Healthy。

Healthy



資料介紹(2/2)

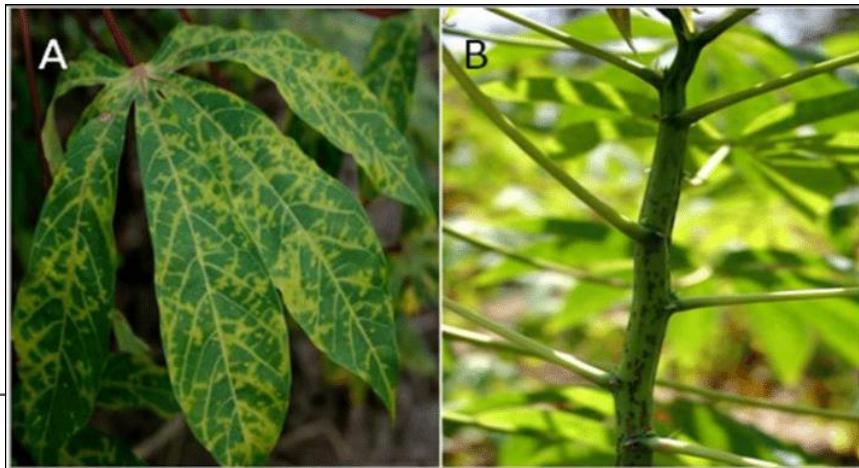
Cassava Bacterial Blight (CBB)



Cassava Green Mottle (CGM)



Cassava Brown Streak Disease (CBSD)



Cassava Mosaic Disease (CMD)



資料前處理

```
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()
```



模型建立

利用TensorFlow開源軟體庫進行訓練

加入2D全局平均池化層減少模型參數，避免過擬合

Dropout減少訓練時間

Softmax函數確保更有效的分類

Optimizer自動調整學習率，加快訓練速度，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"])
```

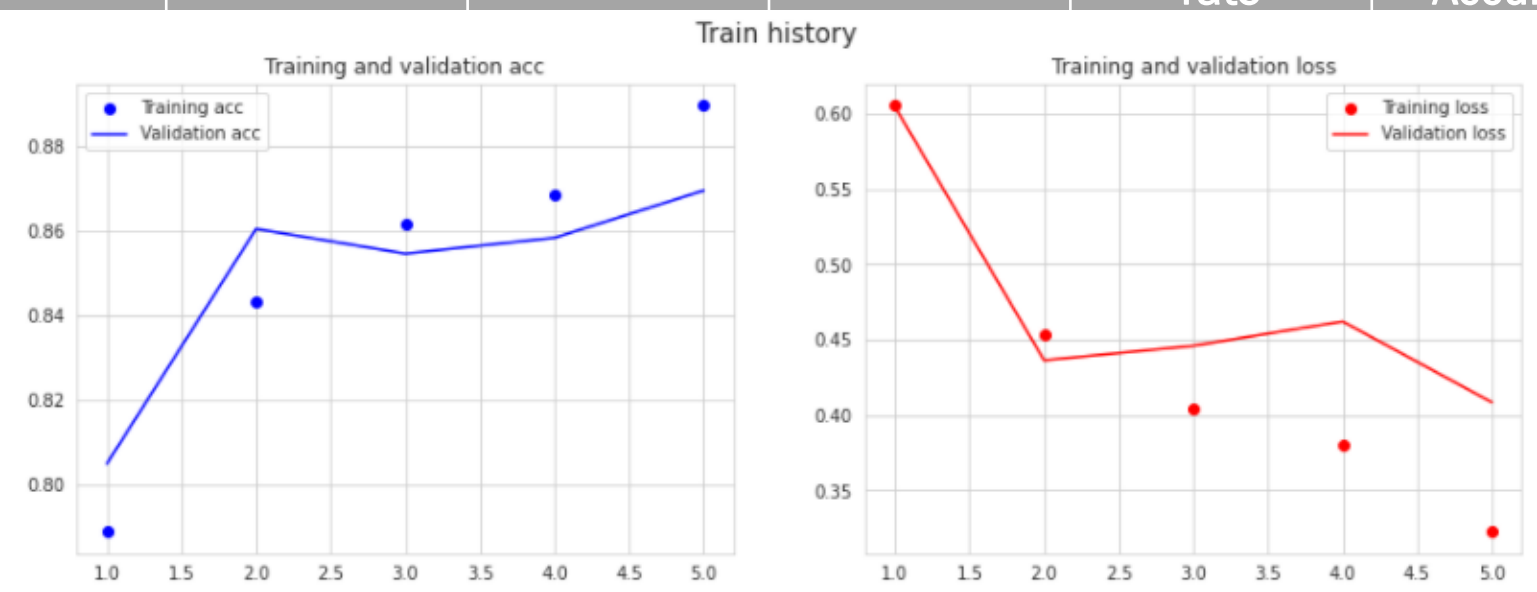
參數優化(1/2)

- 利用實驗設計的田口方法，減少調整參數的總次數
- 應用L9值交表幫助參數優化
- 每個實驗皆使用5epoch

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

參數優化(2/2)

實驗	Dropout	Optimizer	Batch Size	Learning rate	Train Accuracy
8	0.6	AdaDelta	2	0.0001	0.8084
9	0.6	Adagrad	4	0.01	0.6368



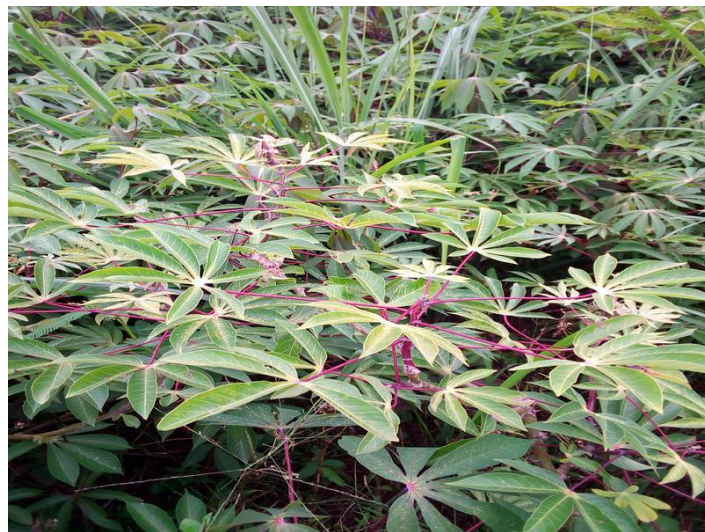
Part 4

結論



結果

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



```
ss = pd.read_csv(os.path.join(WORK_DIR, "sample_submission.csv"))  
ss
```

	image_id	label
0	2216849948.jpg	4

結論

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。

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。

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。

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。

參考文獻

- Tan, M., & Le, Q. (2019, May). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 6105-6114). PMLR.
- Marques, G., Agarwal, D., & de la Torre Díez, I. (2020). Automated medical diagnosis of COVID-19 through EfficientNet convolutional neural network. *Applied soft computing*, 96, 106691.



group1 楊笠笙

Project 3

THANK. YOU

