# Flower Classification

資工二 109321005 楊樸霖

資工二 109321020 沈奕菱

資工二 109321041 劉彥汝

# 目錄

01	動機及目的p3
02	模型建置說明p6
03	比較與分析p12
04	分工及時程表p19
05	遇到的困難p22
06	參考資料p24



# 動機

#### 送花的動機

根據心理學家的研究, 花在打動女人芳心有著不可動搖的地位, 不論是浪漫或是現實主義的女人, 收到<mark>心儀的對象送的花</mark>, 都會發自內心的感到喜悅



#### 送花參考原則:

- 1. 花要漂亮,但不能比女友漂亮
- 2. 花語要優美能打動人心 (注意花種跟顏色)
- 3. 花的排列組合,如何能做出最完美的作品
- 4. 女友喜歡



## 目的

每一朵相似外表的花,卻各有 特點與美麗之處。 這份作業的宗旨是讓大家更加 認識不同品種的花卉。













# 模型建置說明

資料數量、規格、前處理...模型架構、參數設定

# Flowers Chosen(Each amount in our data set)

Astilbe (740)



Bellflower (886)



Black-eyed susan(1000)



Calendula (1025)



California poppy(1035)



Carnation (938)





Coreopsis (1049)



Dandelion (1052)



Iris (1055)



Rose (1000)



Sunflower (1027)



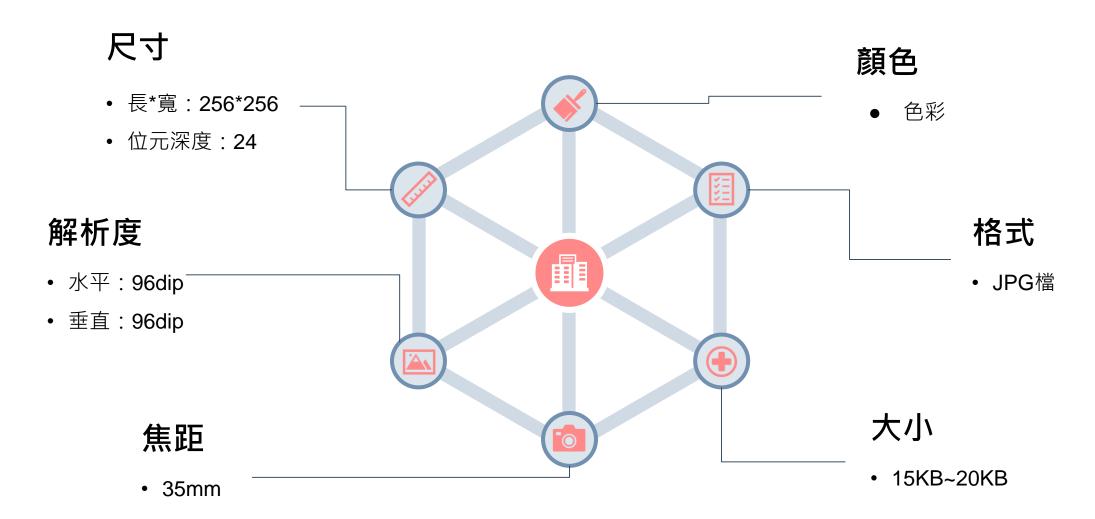
Tulip (1048)



Water lily (991)



# 資料規格



homeppt.com

# 前處理

#### 資料分類

splitfolders.ratio('flowers', output="output", seed=101, ratio=(0.8, 0.1, 0.1))

• 分成三堆,train、valivation、test,比例為 8:1:1

#### 圖像增強及正規化

- rescale:將畫素值縮放到0~1區間
- rotation\_range: 角度值0~180,影象旋轉
- width\_shift\_range:水平平移,相對總寬度的比例
- height\_shift\_range: 垂直平移,相對總高度的比例
- shear\_range: 隨機錯切換角度
- zoom\_range: 隨機縮放範圍
- horizontal\_flip: 一半影象水平翻轉
- fill\_mode:填充新建立畫素的方法

#### 

#### 改變圖片大小

● batch size:一批次有幾個樣本

● img\_width:照片寬度(左-右)

img\_height:照片長度(上-下)

batch\_size = 64
img\_width = 128
img\_height = 128

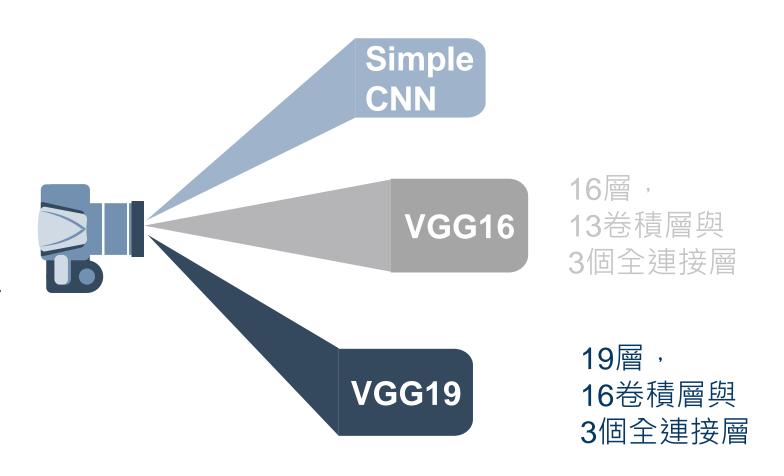


# 所使用的模型架構器

#### 模型架構:

Simple CNN為我們組自己寫出的一套模型架構。

VGG為Visual Geometry Group的縮寫,提供許多隱藏層與大量圖片訓練,提高準確率至90%。



homeppt.com 10

#### 架構

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 128, 128, 3)]	Θ
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 128, 128, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 128, 128, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 64, 64, 64)	Θ
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 64, 64, 128)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 64, 64, 128)	147584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 128)	Θ
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	590080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 256)	Θ
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	1180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	2359808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	2359808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 512)	Θ
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 512)	Θ
flatten (Flatten)	(None, 8192)	Θ
dense (Dense)	(None, 13)	106509

Total params: 14,821,197 Trainable params: 106,509

Non-trainable params: 14,714,688

Model: "model"					
Layer (type)	Output Shape	Param #			
input_1 (InputLayer)	======================================	Θ			
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 128, 128, 64)	1792			
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 128, 128, 64)	36928			
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 64, 64, 64)	Θ			
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 64, 64, 128)	73856			
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 64, 64, 128)	147584			
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 128)	Θ			
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	295168			
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	590080			
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	590080			
block3_conv4 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	590080			
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 256)	Θ			
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	1180160			
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	2359808			
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	2359808			
block4_conv4 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	2359808			
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 512)	Θ			
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808			
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808			
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808			
block5_conv4 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808			
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 512)	Θ			
flatten (Flatten)	(None, 8192)	Θ			
dense (Dense)	(None, 13)	106509			
======================================					

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 128, 128, 16)	448
max_pooling2d (MaxPooling2D )	(None, 64, 64, 16)	Θ
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 64, 64, 32)	4640
max_pooling2d_1 (MaxPooling 2D)	(None, 32, 32, 32)	Θ
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	18496
max_pooling2d_2 (MaxPooling 2D)	(None, 16, 16, 64)	Θ
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 16, 16, 128)	73856
max_pooling2d_3 (MaxPooling 2D)	(None, 8, 8, 128)	Θ
flatten (Flatten)	(None, 8192)	Θ
dense (Dense)	(None, 128)	1048704
dropout (Dropout)	(None, 128)	Θ
dense_1 (Dense)	(None, 13)	1677
Total params: 1,147,821 Trainable params: 1,147,821 Non-trainable params: 0		



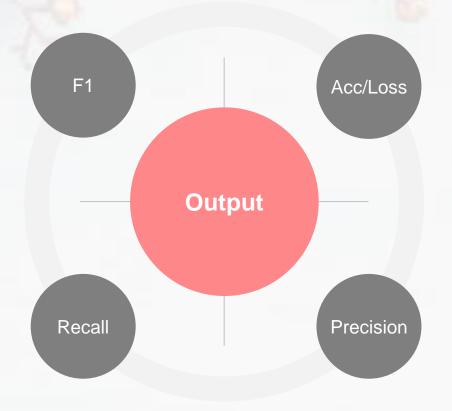
### 測試結果簡介

#### F1-score

F1-score是兩者的調和平均數,算是一個比較概略的指標來看這個模型的表現

#### Recall

Recall是在所有正樣本當中, 能夠預測多少正樣本的比例



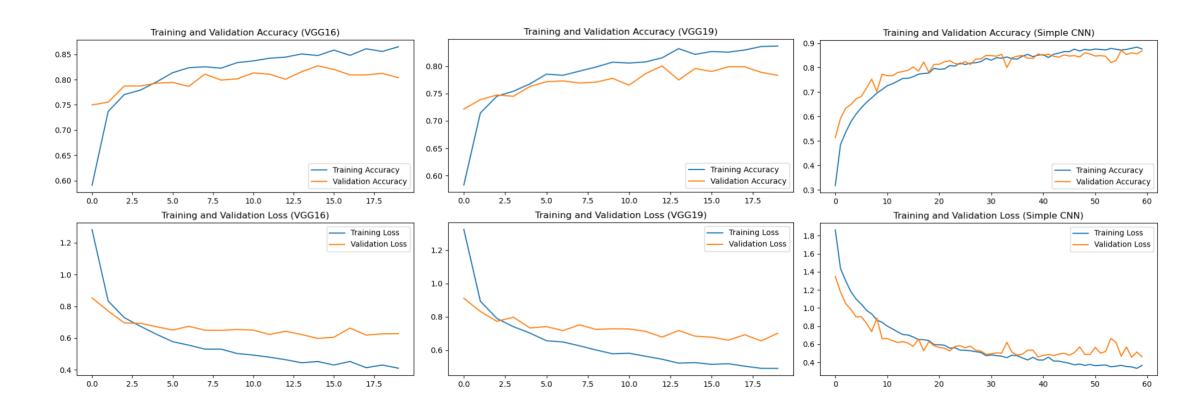
#### Accuracy/Loss

準確性與失誤率,最直白的 效率好壞辨別標準

#### **Precision**

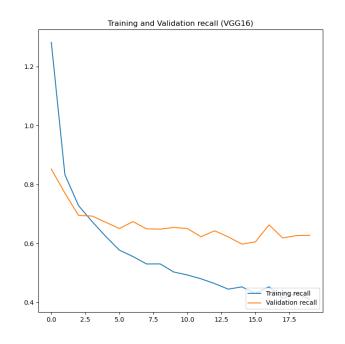
Precision為在所有預測為正 樣本中,有多少為正樣本。

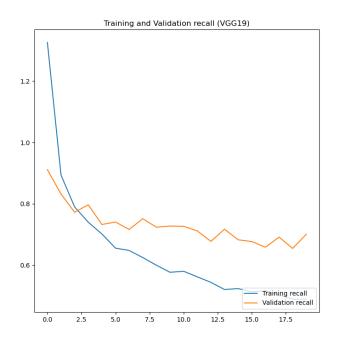
# **Accuracy and Loss**

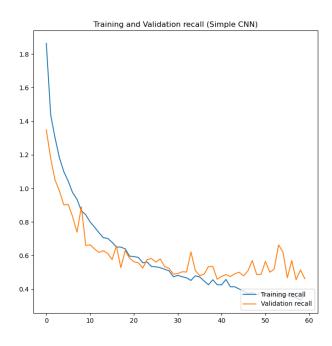


● 可觀察到VGG架構所設定epoch之數目沒有Simple CNN多,但訓練出來的accuracy及loss卻與CNN有著 差不多的水準,可見我們這次訓練出來的模型可以跟網路上熱門模型互相匹敵。

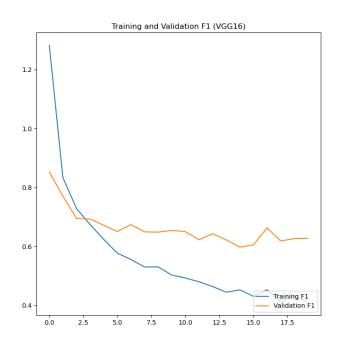
# Recall

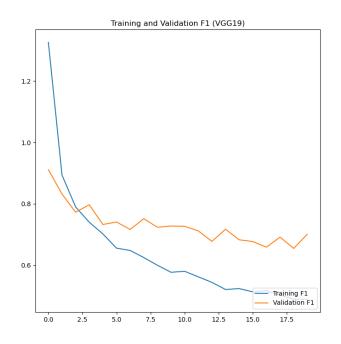


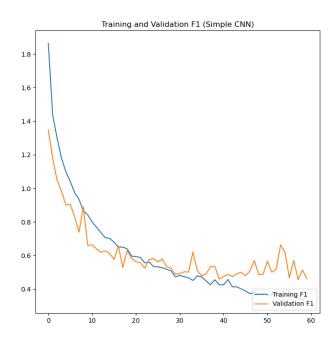




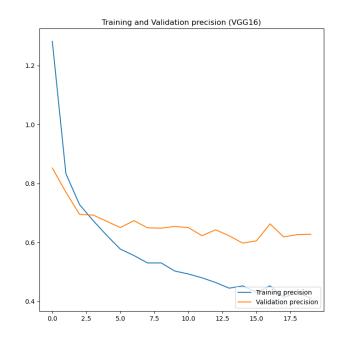
# F1\_score

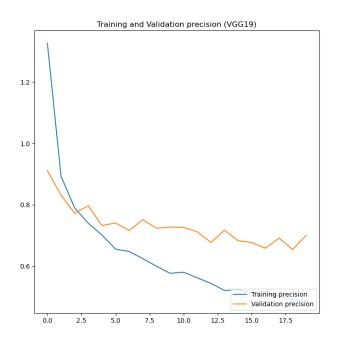


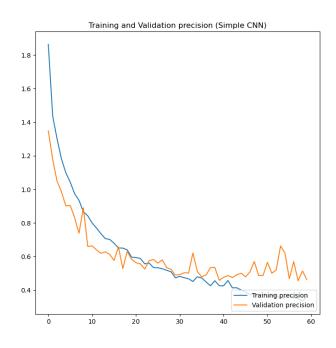




# **Precision**



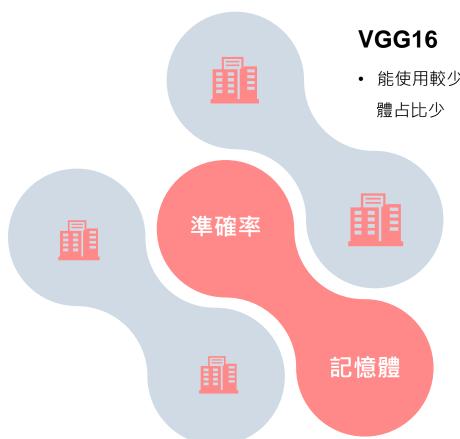




# 效能比較

#### **Simple CNN**

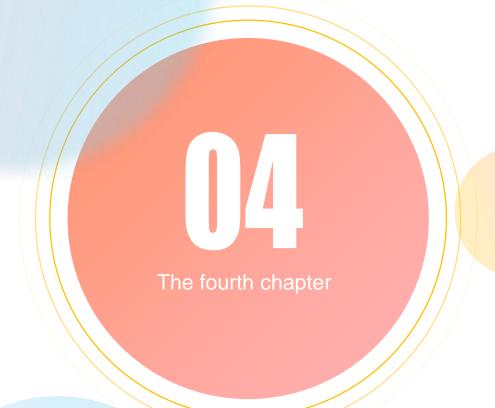
SimpleCNN,沒有比以建設好的VGG模型來的有效率,但對學生來說較易理解,也能從中學習各自的差異去改進



• 能使用較少epoch數,達到與simpleCNN水準的效果,記憶 體占比少

#### **VGG19**

能使用較少epoch數,達到simpleCNN水準的效果,記憶體占比少



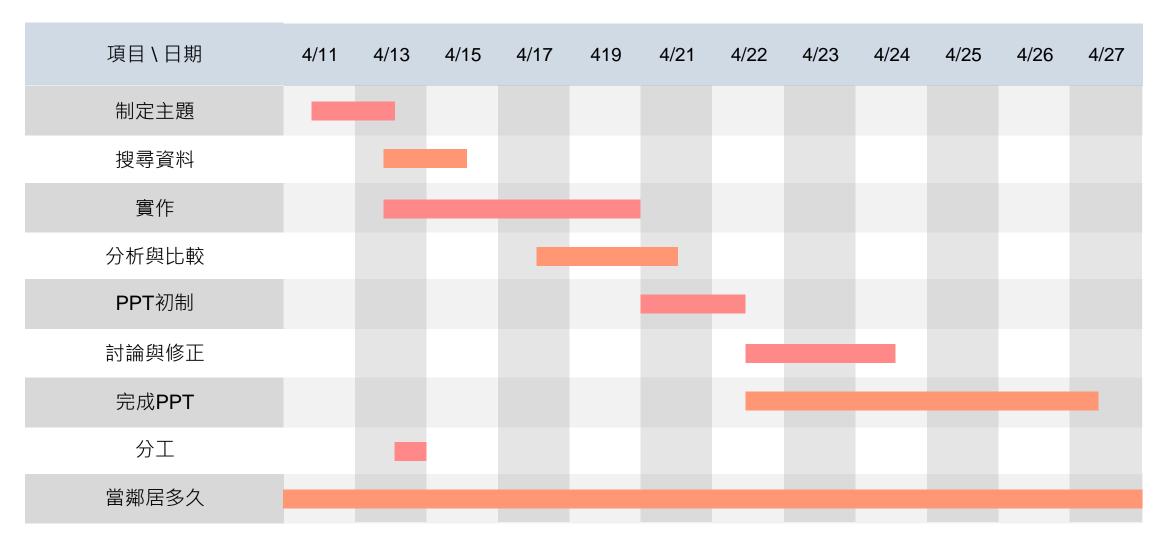
# 分工及時程表

劉彥汝大發!!!

# 分工表



# 甘特圖





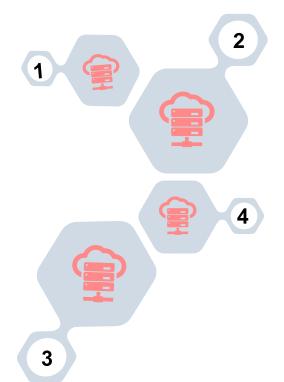
# 遇到的困難

堅持下去就是我的啦~~~哈哈哈哈

# 遇到的困難

#### 資料前處理

• 資料量不夠 · 所以需要用套件來縮放或是切割照片等來提升資料量 。 。



#### 顯卡效能不足

• 這次訓練所使用的顯卡是Nvidia GTX1660 oc 6G · 顯卡的內存明顯不夠 · 所以在訓練的時候沒辦法跑到100% 。

#### 訓練架構

• 這次其實我也有嘗試用EfficientNet·不過效果不像VGG那麼好·所以其實挑對框架比較重要· 不是每一種框架都可以用。

#### 熟悉度

• python用來做資料前處理的套件真的好多·需要花 很多時間來熟悉各個套件的使用方法和使用時機。

# The sixth chapter 參考資料

讚嘆網路的發達

# 參考資料



https://www.kaggle.com

https://stackoverflow.com

機器學習實務(MOOCs)

https://www.youtube.com/playlist?list=PLJV\_el3uVTsPy9oCRY30oBPNLCo89yu49

https://ithelp.ithome.com.tw/articles

