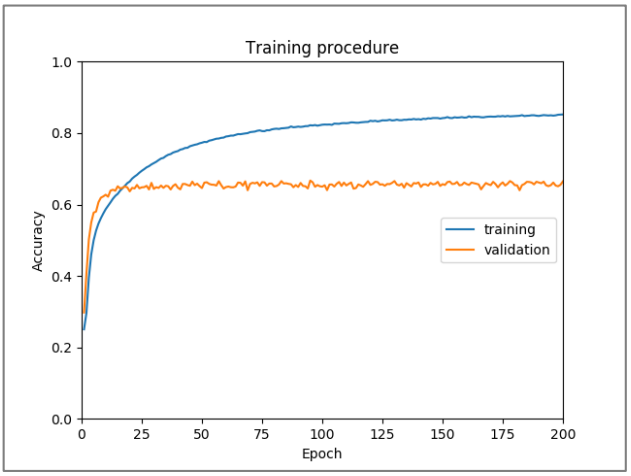
學號：B04901060 系級： 電機三 姓名：黃文璁

1. (1%) 請說明你實作的 CNN model，其模型架構、訓練過程和準確率為何？

(Collaborators: 無) **答：**

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	640
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	36928
max_pooling2d_1 (MaxPooling2	(None, 24, 24, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 24, 24, 64)	36928
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 24, 24, 64)	36928
max_pooling2d_2 (MaxPooling2	(None, 12, 12, 64)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 12, 12, 128)	73856
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 12, 12, 128)	147584
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 12, 12, 128)	147584
max_pooling2d_3 (MaxPooling2	(None, 6, 6, 128)	0
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 6, 6, 256)	295168
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 6, 6, 256)	590080
conv2d_10 (Conv2D)	(None, 6, 6, 256)	590080
flatten_1 (Flatten)	(None, 9216)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1024)	9438208
dropout_1 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_2 (Dense)	(None, 256)	262400
dropout_2 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_3 (Dense)	(None, 7)	1799

Total params: 11,658,183
Trainable params: 11,658,183



CNN 架構基本為：2 至 3 層 conv2d 後接一個 max_pooling2d（ conv2d 含 zero padding）。重複數次直到圖片縮小到一定程度（本模型為 6x6），再接上兩層 fully-connected layer，dropout 皆為 0.5，最後是 7 個類別的 softmax。注意到越深層的 conv2d 有越多 filter。

另外由於 training data（扣除 validation）大約 25000 筆，相對較少，故在訓練時還使用了 Keras 內建的 ImageDataGenerator 來進行 data augmentation，使用了旋轉、平移、縮放和水平翻轉。

接著可以觀察 Training procedure，整體來說，在 validation accuracy 達到收斂後，training accuracy 也逐漸收斂，相較於接下來的 DNN 來說較不容易 overfit。

最後是準確率的部分，根據 Kaggle：

- Public score: 0.67623
- Private score: 0.68375

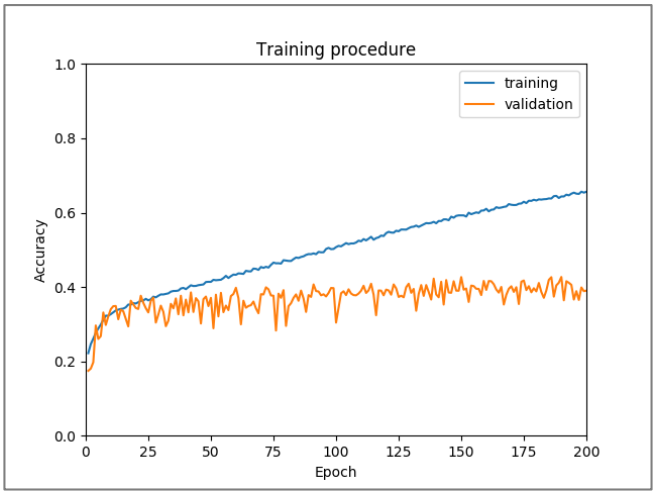
皆有通過 strong baseline。

2. (1%) 承上題，請用與上述 CNN 接近的參數量，實做簡單的 DNN model。其模型架構、訓練過程和準確率為何？試與上題結果做比較，並說明你觀察到了什麼？

(Collaborators: 無) **答：**

Layer (type)	Output Shape	Param #
flatten_1 (Flatten)	(None, 2304)	0
dense_1 (Dense)	(None, 2048)	4720640
dropout_1 (Dropout)	(None, 2048)	0
dense_2 (Dense)	(None, 2048)	4196352
dropout_2 (Dropout)	(None, 2048)	0
dense_3 (Dense)	(None, 2048)	4196352
dropout_3 (Dropout)	(None, 2048)	0
dense_4 (Dense)	(None, 7)	14343

Total params: 13,127,687
Trainable params: 13,127,687



上題中的 CNN 約有 1200 萬個參數，本題使用接近參數的 DNN。

DNN 架構為三層 2048 個 unit 的 fully-connected layer，分別都有 0.5 的 dropout。最後同樣是 7 個類別的 softmax。

觀察 Training procedure，可以發現 training accuracy 在 200 個 epoch 後仍持續上升，但 validation 早已收斂，此外也可以觀察出 validation accuracy 較為浮動，可以猜測 DNN 相對於 CNN 更容易有 overfitting 的情況。另外注意到 DNN 的 validation 大約收斂在 40%，和 CNN 的 68% 有很大差別。

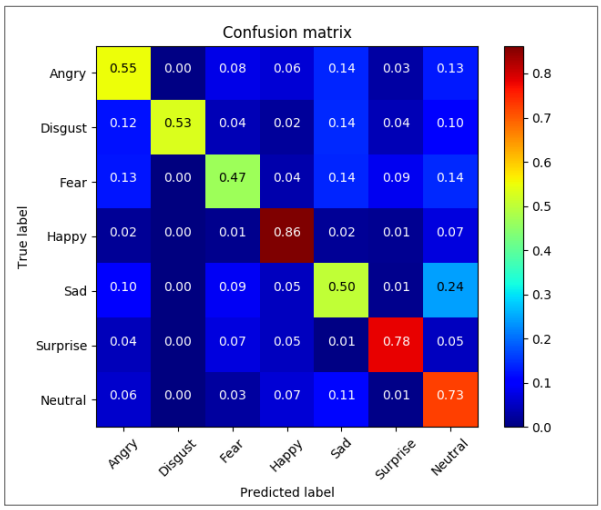
最後是準確率的部分，根據 Kaggle 比 CNN 差了約 25%：

- Public score: 0.38701
- Private score: 0.40930

3. (1%) 觀察答錯的圖片中，哪些 class 彼此間容易用混？[繪出 confusion matrix 分析]

(Collaborators: 無)

答：

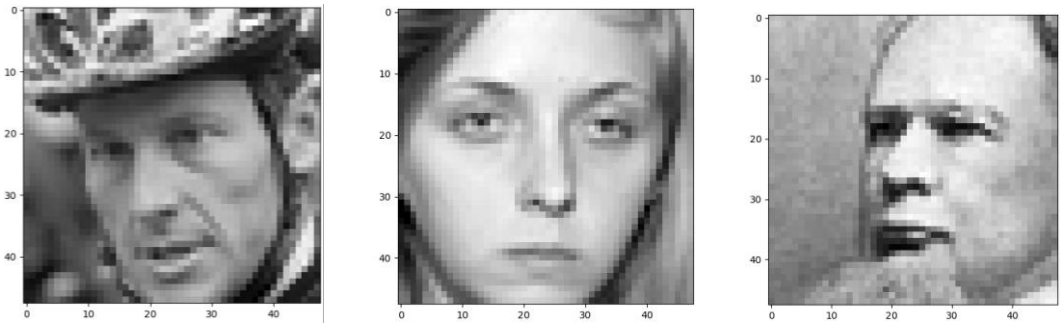


左圖利用 10% 資料繪製 confusion matrix。不容易預測錯的表情為 Happy 和 Surprise。而最容易預測錯的是將 Sad 預測成 Neutral。

此外容易預測錯的還有：

將 Angry 預測成 Sad、Neutral
將 Disgust 預測成 Angry、Sad、Neutral
將 Fear 預測成 Angry、Sad、Neutral
將 Sad 預測成 Angry、Neutral
將 Neutral 預測成 Sad

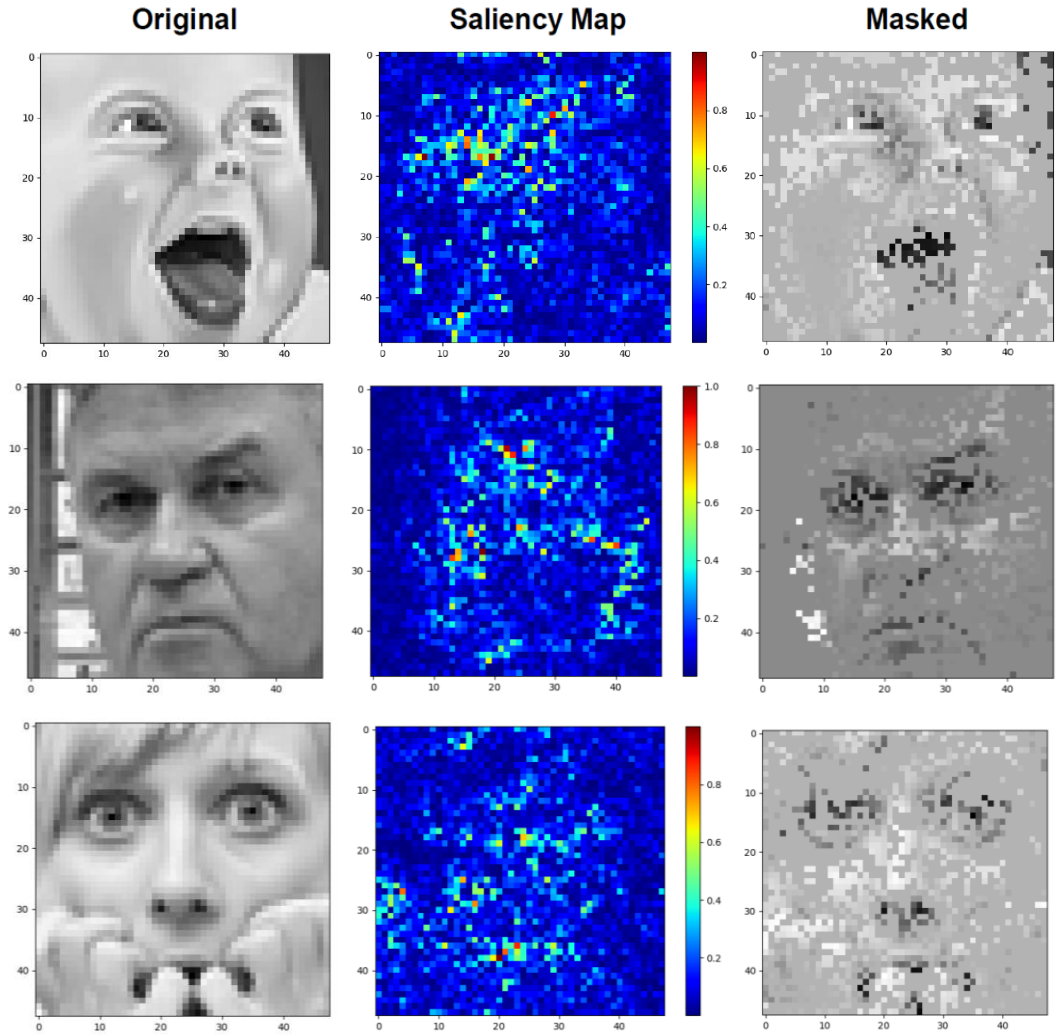
基本上可以理解成情緒分強弱，當初標 label 時可能會將中性表情理解成「輕微的難過」，舉例來說：



這三張圖在 CNN 分類後為 Neutral，但標記的 True label 都是 Sad。事實上也的確不容易看出三者的 sad 情緒，故 CNN 較容易分錯此種情況。

4. (1%) 從(1)(2)可以發現，使用 CNN 的確有些好處，試繪出其 saliency maps，觀察模型在做 classification 時，是 focus 在圖片的哪些部份？

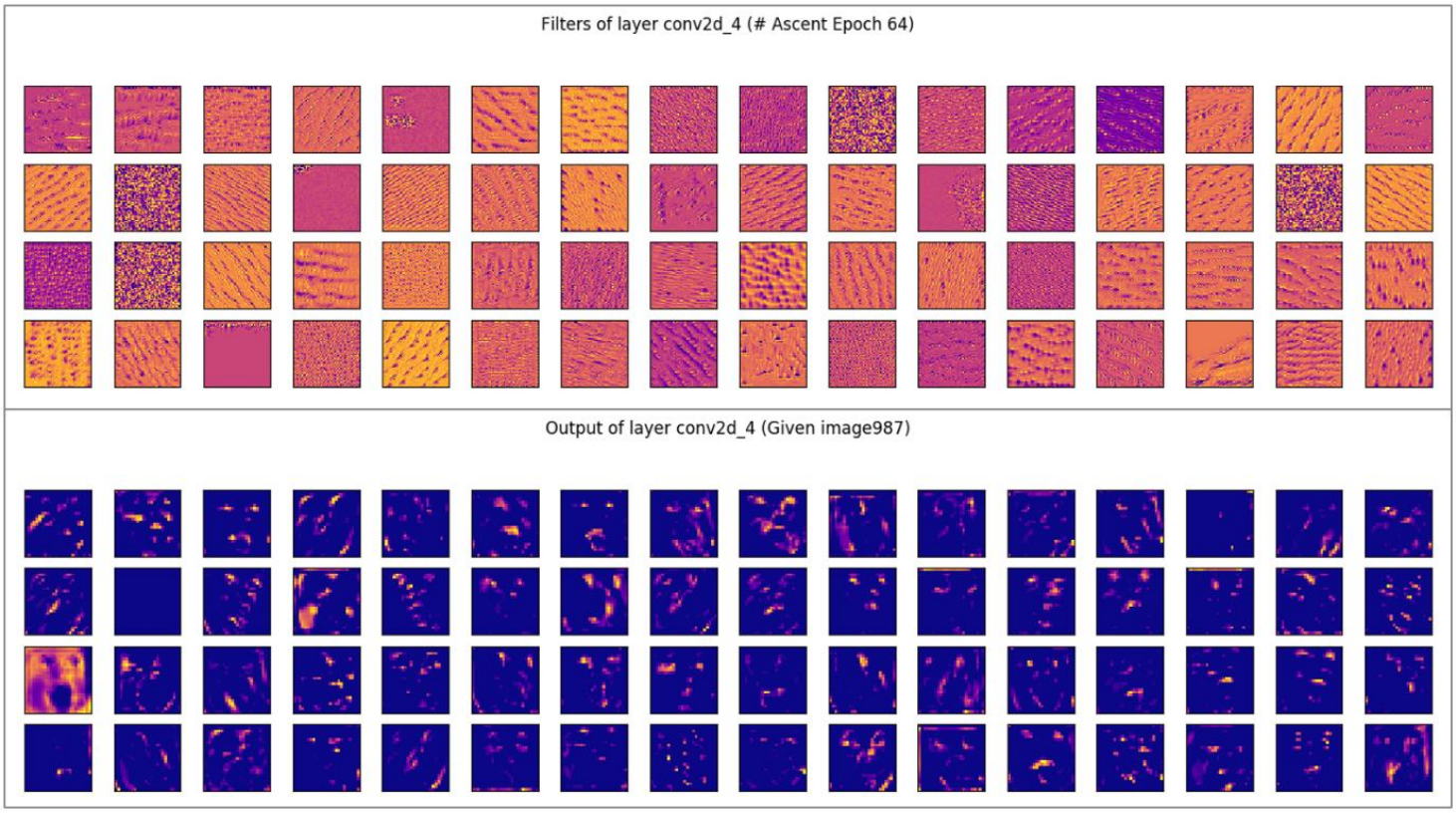
(Collaborators: 無) **答：**



從這幾張圖的 Saliency Map 中較難看出 CNN 著重的區域，但若觀察 mask 後的影像則能比較清楚觀察出：CNN 基本上會 focus 在眼睛、眉毛、鼻子和嘴巴上。

5. (1%) 承(1)(2)，利用上課所提到的 gradient ascent 方法，觀察特定層的 filter 最容易被哪種圖片 activate。

(Collaborators: 無) 答：



取出第四層 conv2d 的其中 64 個 filter 和輸出來觀察，測試圖片同第 4 題第一張。觀察 filter 可以發現在這一層中，仍是以較基本的條紋方向為主，以及少數為斑點狀。若比對該 filter 和對應的輸出，大致可以歸納出：

條紋狀的 filter 可以用來進行類似 edge detection 的工作。

斑點狀的 filter 可以大致找出眼睛、鼻子、嘴巴等臉部特徵的位置。

整體來說各種不同 filter 都會在圖片梯度變化較大的地方有比較明顯的效果，這點和傳統影像處理中抓 feature 或 corner 等作法有點類似。