學號：B04611041 系級： 工海三 姓名：簡暐晉

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: No)

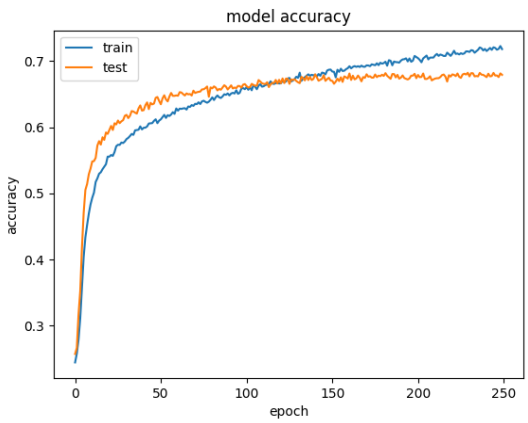
model 架構：

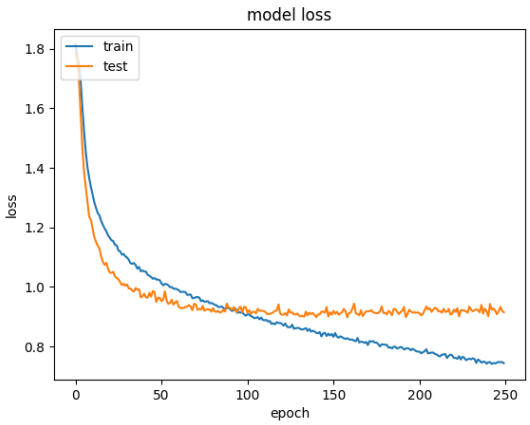
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	640
activation_1 (Activation)	(None, 48, 48, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	36928
activation_2 (Activation)	(None, 48, 48, 64)	0
max_pooling2d_1 (MaxPooling2	(None, 24, 24, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 24, 24, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	73856
activation_3 (Activation)	(None, 24, 24, 128)	0
max_pooling2d_2 (MaxPooling2	(None, 12, 12, 128)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 12, 12, 128)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	295168
activation_4 (Activation)	(None, 12, 12, 256)	0
max_pooling2d_3 (MaxPooling2	(None, 6, 6, 256)	0
dropout_3 (Dropout)	(None, 6, 6, 256)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 9216)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1024)	9438208
activation_5 (Activation)	(None, 1024)	0
dropout_4 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_2 (Dense)	(None, 7)	7175
activation_6 (Activation)	(None, 7)	0

Total params: 9,851,975
Trainable params: 9,851,975
Non-trainable params: 0

我使用 4 層 Convolution 的 layer，conv2d_1, conv2d_2, conv2d_3, conv2d_4，filter 數目分別為 64, 64, 128, 256，activation function 皆使用 relu，並做 zero padding(padding=same)，其中 2~4 層之後做了 dropout 和 maxpooling，，pooling size 皆為 2x2，最後的 dense layer 用一層 1024 neuro 的 layer，activation function 為 relu，最後 output 7 個 neuron，activation function 使用 softmax。

訓練過程：





我取出 training data 的 20%作為 validation set，並且做了 data augmentation，將圖片在 training 時作平移、旋轉等，除了可以增加 data 外也增加 noise，減少 overfitting 的情況。而 optimizer 則使用 adamax，loss function 為 cross-entropy，最後跑 250 個 epoch 作為最終結果。kaggle 上的最佳結果是由 adam 和 adamax 這兩個 optimizer 的 output 平均起來做 ensemble 的結果。由上圖的訓練過程可以看出一開始 training 的 accuracy 反而比 val_acc 低，應該是因為增加了 noise 的關係。而過了約 100 個 epoch 後 val_acc 的上升則逐漸

趨緩。而單一 model 在 kaggle 上的準確率為 0.69406，使用 emsemble 後為 0.70298。

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: No)**

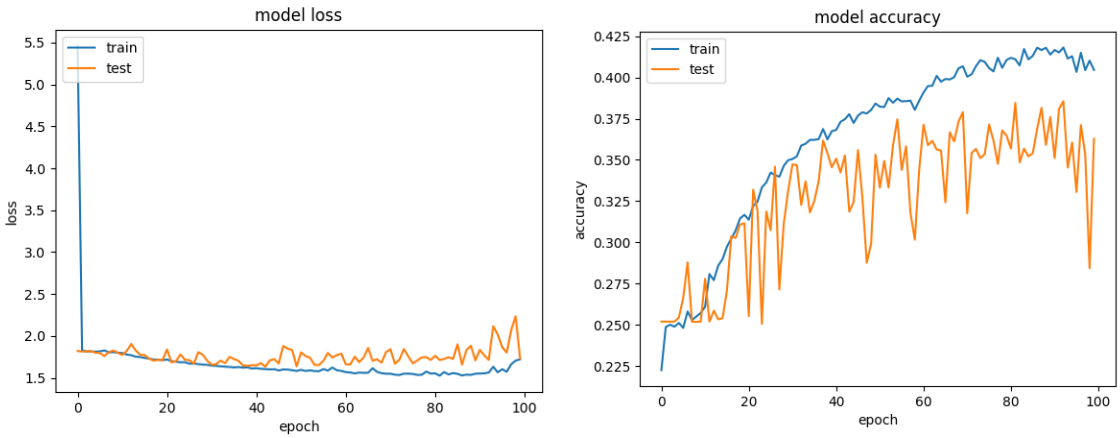
model 架構：

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_1 (Dense)	(None, 512)	1180160
dense_2 (Dense)	(None, 512)	262656
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_3 (Dense)	(None, 1024)	525312
dropout_2 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_4 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_3 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_5 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_4 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_6 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_5 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_7 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_6 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_8 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_7 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_9 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_8 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_10 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_9 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_11 (Dense)	(None, 7)	7175

Total params: 9,322,503
Trainable params: 9,322,503
Non-trainable params: 0

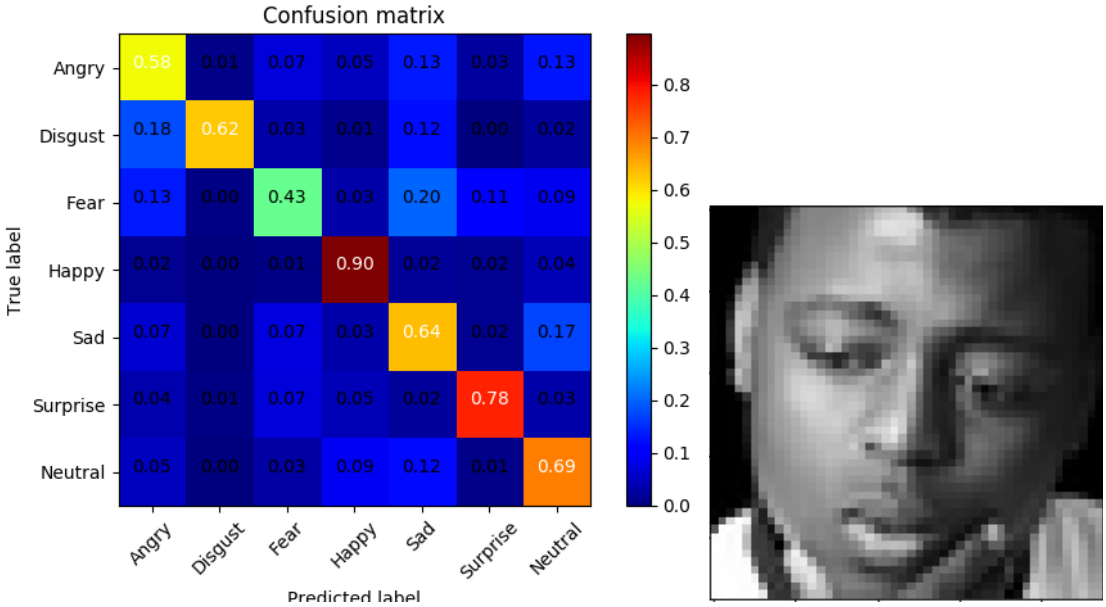
為了達到與 CNN model 差不多的參數，我用了 11 層的 fully-connected layer，前兩層的 shape 皆為 512，後 8 層為 1024，activation function 為 relu，最後 output 7 個 neuron，activation function 使用 softmax。

訓練過程：



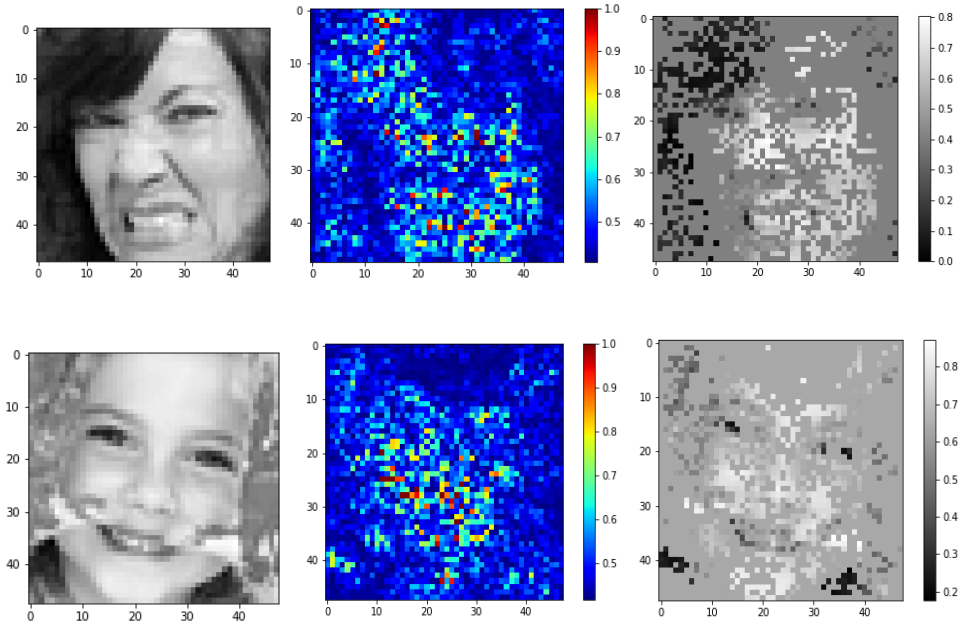
在參數量差不多的情況下，dnn 的準確率只有 36%左右(kaggle)，與 cnn 相差非常多，推測有可能是因為 dnn 不像 cnn 有 filter 可以過濾圖片的特徵，但 dnn 的收斂速度非常快，loss 在幾個 epoch 後就沒有太大的變化，至於 training acc 則大約最高在 41%就上不去了

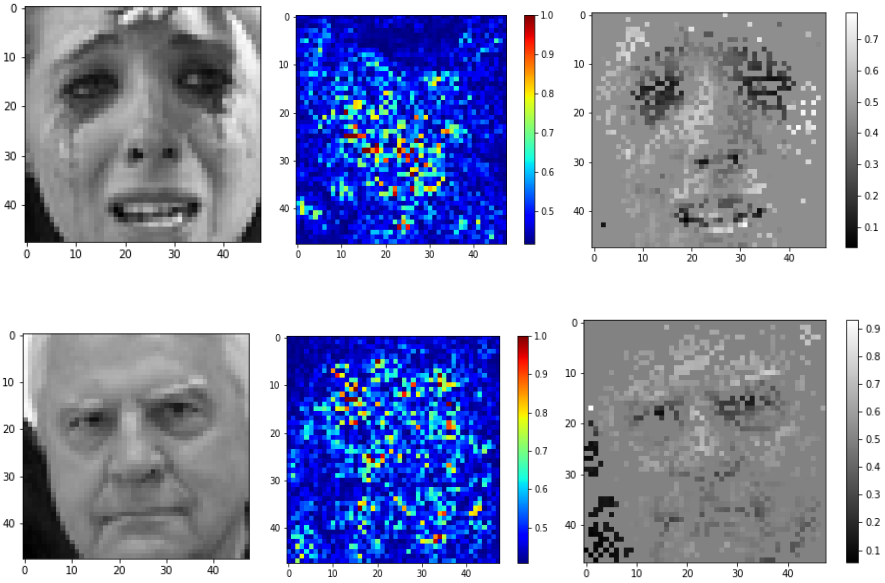
3. **(1%) 觀察答錯的圖片中，哪些 class 彼此間容易用混？[繪出 confusion matrix 分析](Collaborators: No)**



從左圖 confusion matrix 中可以發現，我的 model 在判斷 fear 時容易判定成 sad，disgust 則容易判定成 angry，而 sad 容易判定成 neutral，另外這幾個 class 也會有一些互相混淆的情形。經由觀察發現這些判定錯誤的 class 大多集中在負面情緒，正面情緒的 Happy 和 surprise 是判定比較準確的。推測可能是因為負面情緒有較多的共同特徵，界定較模糊，因此讓 model 不易判別。而 happy 和 surprise 可能有比較明顯的界定方式。我實際觀察了幾張圖片，發現這幾個 class 界定的方式的確比較有爭議。比如右圖雖然正確答案為 fear，但我認為歸類為 sad 其實也未必不行。

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: No)

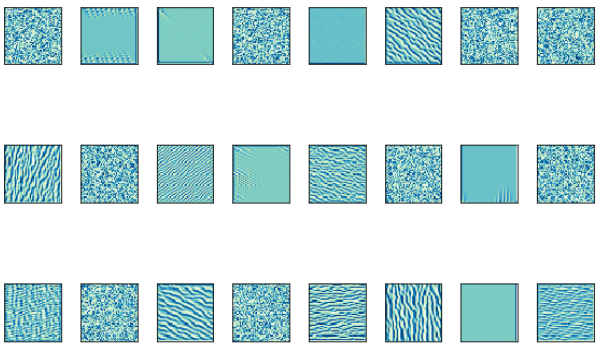




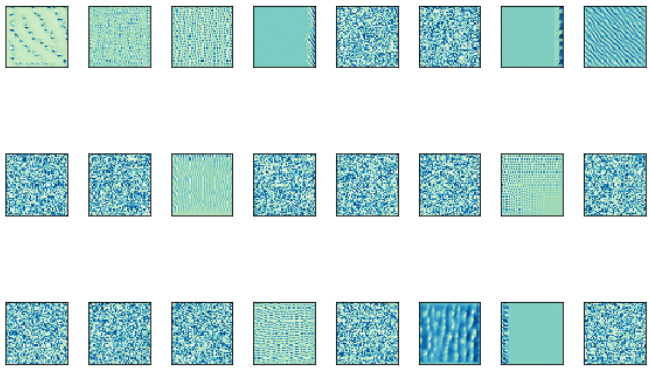
我隨機選了 4 種不同的 class 畫出 saliency map，發現 CNN model 在預測時大多 focus 在眼睛，和嘴巴等部分，而這也大概是人類判斷表情的主要依據，因此推斷 CNN 的確成功掌握了人臉辨識的要點。

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: No)

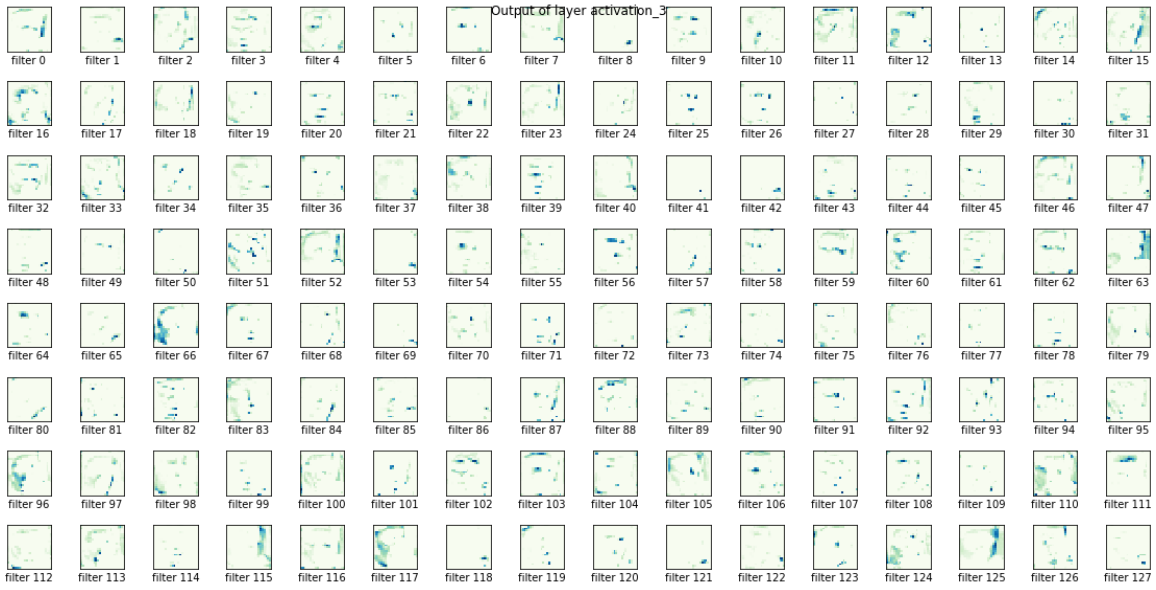
Conv2d_1 filter:



Conv2d_3 filter:



上圖是我用 gradient ascent 跑 300 個 iteration 後得結果，分別觀察了 Conv2d_1 和 Conv2d_4 當中的幾個 filter，發現大多紋路好像都看不太出來有什麼意義，不過有幾張 filter 看起來有一些圓圓的紋路，有可能是在偵測眼睛或嘴巴之類的器官。



上面兩張圖是輸入一張圖片，看各個 filter 會 activate 圖片中哪些部分，可以發現前面 layer(conv2d_1 經過 activation)的 filter 有很多都可以過濾出人臉的輪廓，而後面的 layer(conv2d_3 經過 activation)的 filter 因為經過 maxpooling 後變的比較難辨識，但仍可隱約看出原圖的眼睛和嘴巴等輪廓。