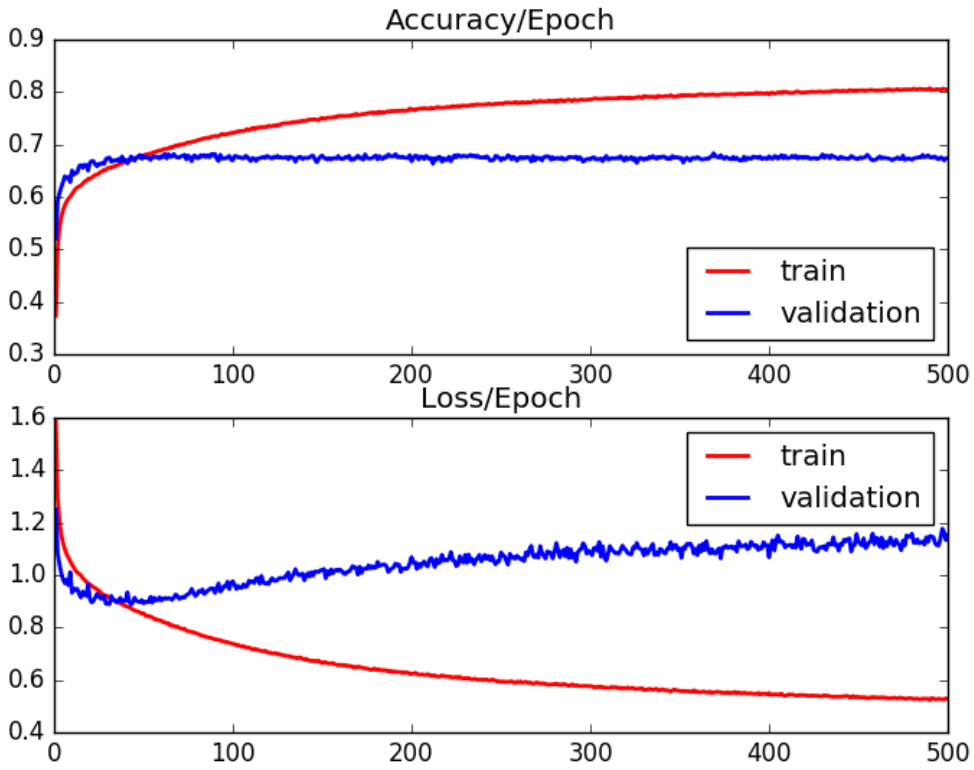
ML HW3 Report

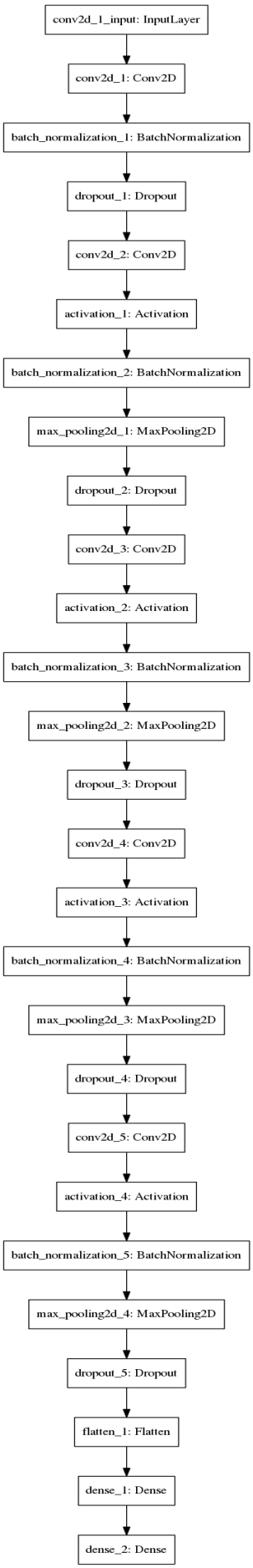
學號：B04611015 系級： 資工二 姓名：陳佳佑

Q1. (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？

附圖為我的 model 架構，原先一開始採用教授的三層的 CNN 加 Dense 還有 dropout，但是效果不太好，經過調整參數後，只有剛好過 baseline。之後就開始加 CNN Layer 層數，四層時的上限大概是 60~61%，五層時為 63~64%。原先有想過用 histogram equalization 做亮度平衡，但是看了幾張圖後，覺得沒有必要，因為抽樣的結果是亮度都還可以。於是，採用了增加 training data 的策略，將原先的圖片水平翻轉，並且上下左右 shift 0.2，製造更多資料，而最佳的結果也到 68.8%(但是忘記存 model)，平均的結果在 68%上下。

後 6709 筆為 validation set，Training 之結果，可以看到準確度一直在 67~68%間徘徊，而 validation 的結果卻在上升，代表後面有些微的 overfitting。最後，我將 validation data 丟進去，然後 Train 120 個 epoch 得到 kaggle best 69.016%。原先還想將所有的 model 拿出來做 ensemble，但是看到 Deadline 快到了，所以沒做。





Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 46, 46, 25)	250
batch_normalization_1 (Batch	(None, 46, 46, 25)	100
dropout_1 (Dropout)	(None, 46, 46, 25)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 44, 44, 50)	11300
activation_1 (Activation)	(None, 44, 44, 50)	0
batch_normalization_2 (Batch	(None, 44, 44, 50)	200
max_pooling2d_1 (MaxPooling2	(None, 22, 22, 50)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 22, 22, 50)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 20, 20, 100)	45100
activation_2 (Activation)	(None, 20, 20, 100)	0
batch_normalization_3 (Batch	(None, 20, 20, 100)	400
max_pooling2d_2 (MaxPooling2	(None, 10, 10, 100)	0
dropout_3 (Dropout)	(None, 10, 10, 100)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 8, 8, 125)	112625
activation_3 (Activation)	(None, 8, 8, 125)	0
batch_normalization_4 (Batch	(None, 8, 8, 125)	500
max_pooling2d_3 (MaxPooling2	(None, 4, 4, 125)	0
dropout_4 (Dropout)	(None, 4, 4, 125)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 2, 2, 250)	281500
activation_4 (Activation)	(None, 2, 2, 250)	0
batch_normalization_5 (Batch	(None, 2, 2, 250)	1000
max_pooling2d_4 (MaxPooling2	(None, 1, 1, 250)	0
dropout_5 (Dropout)	(None, 1, 1, 250)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 250)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1000)	251000
dense_2 (Dense)	(None, 7)	7007

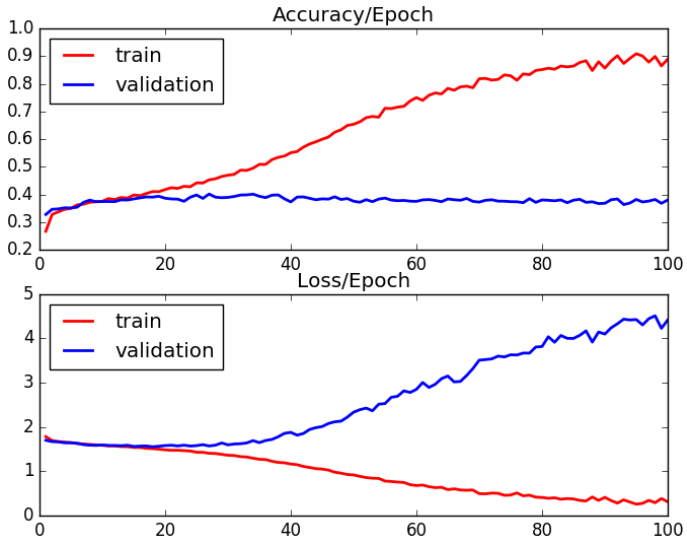
Total params: 710,982
Trainable params: 709,882
Non-trainable params: 1,100

Q2. (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？

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_1 (Dense)	(None, 256)	590080
dense_2 (Dense)	(None, 256)	65792
dense_3 (Dense)	(None, 256)	65792
dense_4 (Dense)	(None, 256)	65792
dense_5 (Dense)	(None, 256)	65792
dense_6 (Dense)	(None, 7)	1799

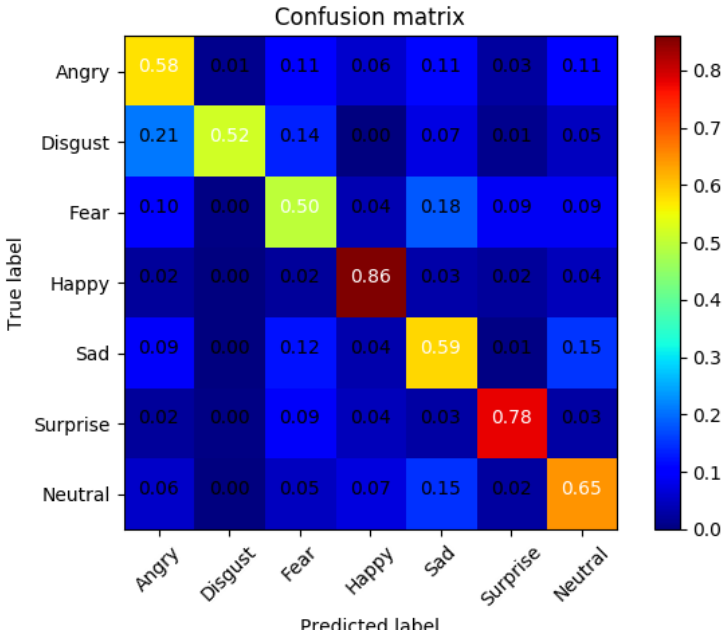
Total params: 855,047
Trainable params: 855,047
Non-trainable params: 0

我的 model 用了五層的 dense(relu) 跟一層 dense(softmax)，最後在 validation set 上的準確率只有到 39%左右。很明顯的，DNN 在做影像辨識上比 CNN 難很多，因為 CNN 有用 Max pooling 和 Convolution 這些有利用到影像處理特性的技巧，而 DNN 又全都是 Fully connected，很容易 Overfitting，而我的模型很明顯的也在 20 個 epoch 左右後就開始 overfitting。除此之外，與 CNN 相比，DNN 的 Dropout 比例非常不好抓，原先我想要透過 DropOut 抑制 Overfitting，卻發現僅微調幾個參數，整個 Model 就 Underfitting，完全無法起飛。

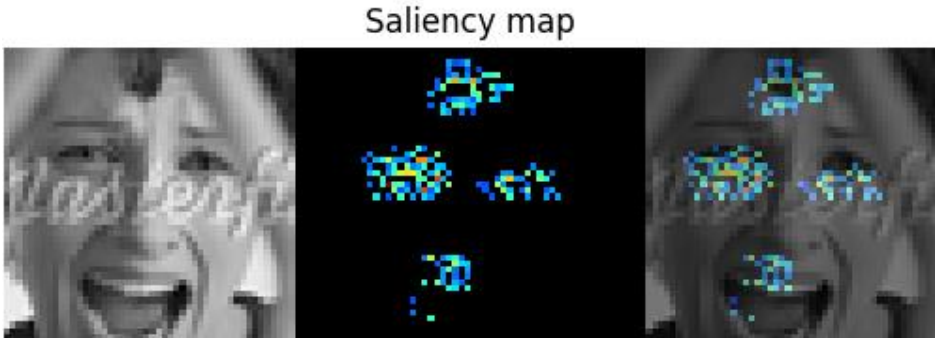


Q3. (1%) 觀察答錯的圖片中，哪些 class 彼此間容易用混？[繪出 confusion matrix 分析]

在我的 model 中，(Angry,Neutral), (Fear,Sad), (Disgust, Angry), (Disgust, Fear)，很容易被誤判。



Q4. (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？



在這個例子上，模型在座 classification 時 focus 在眼睛與嘴巴上緣，而最上面感應強烈的部分是對雜訊產生反應。

在這張圖上，右眼與嘴巴都有強烈的反應。

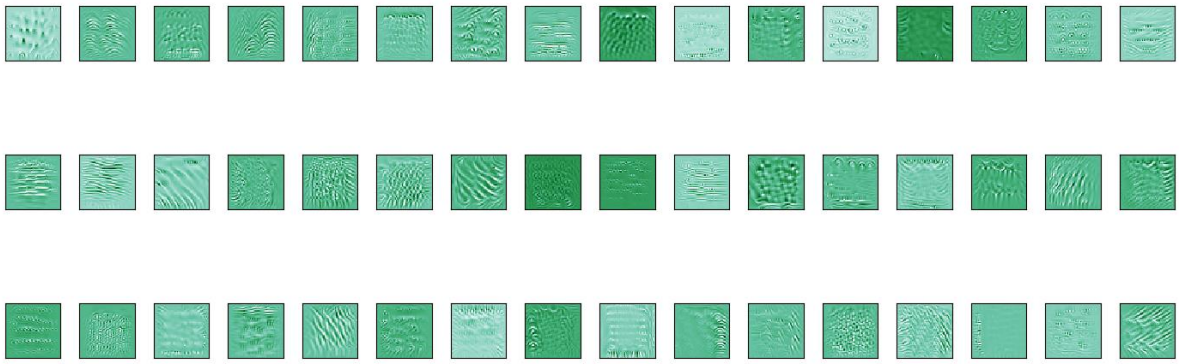
在這張圖上，嘴巴上緣有強烈反應。

根據上面三張圖，我們可以知道，在判斷表情時，嘴巴上緣是一個很重要的特徵，不論在哪張圖中，嘴巴上緣都有強烈的反應。

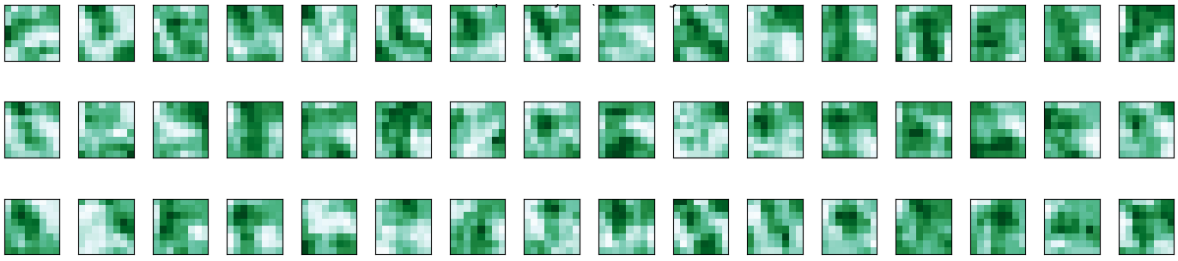
Q5. (1%) 承(1)(2)，利用上課所提到的 gradient ascent 方法，觀察特定層的 filter 最容易被哪種圖片 activate。

根據下圖，可以觀察到第四層的 layer 主要被拿來判斷波紋，而我在實作時發現前兩層都是雜訊，後來仔細檢查 model，發現是 Dropout 設的過小，造成只有後兩層有較明顯的波紋。

Conv2d_4 detect

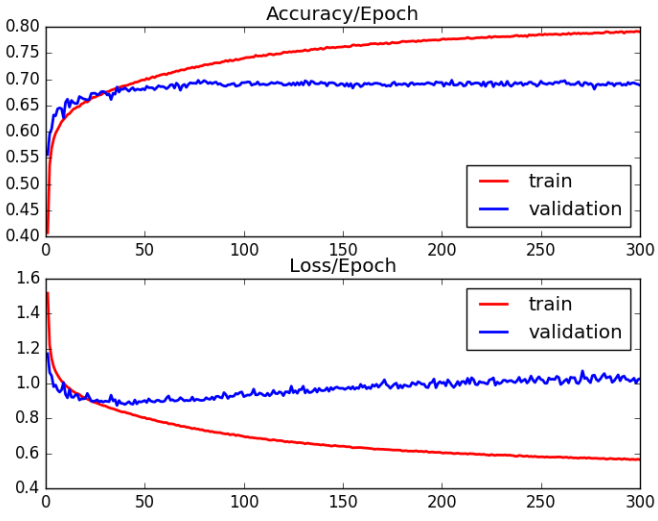


Conv2d_4 image



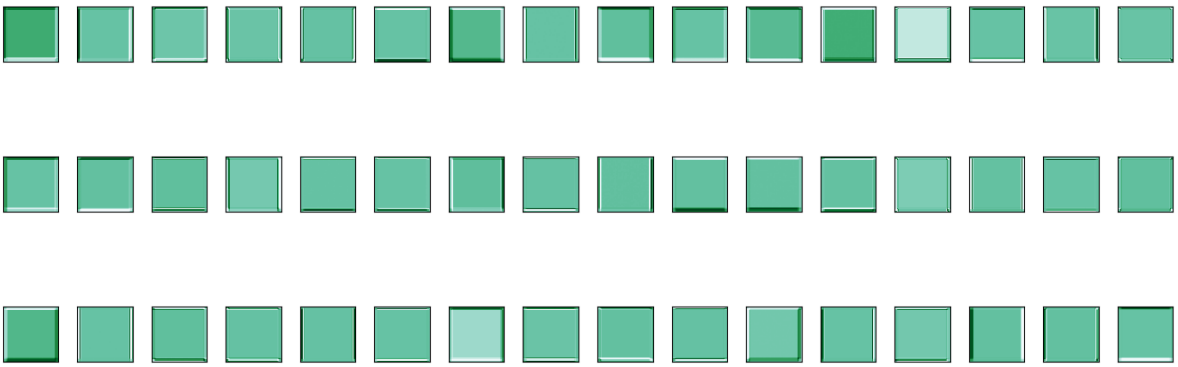
[Bonus 1] 從 training data 中移除部份 label，實做 semi-supervised learning

我以 kaggle best 但是有切 validation set 的 model 做為 supervised learning 的結果，然後再依照利用 model predict testing set 後，把 predict 的結果與 training data 和在一起 train。與第一題的結果相比較，我們可以觀察到 self-training overfitting 的速度比原先的 CNN 還快，因為 self-training model 在 training 時的 data，有部分是以上一個 model 為基礎的結果，因此更容易 overfitting，但是對於準確率的提升是有幫助的，在第一題的準確率是 67~68%而 self-training 丟到 kaggle 上後的準確率是 68.8%，如果再把 validation data 丟入，應該可以再提升一些。



[Bonus] (1%) 在 Problem 5 中，提供了 3 個 hint，可以嘗試實作及觀察 (但也可以不限於 hint 所提到的方向，也可以自己去研究更多關於 CNN 細節的資料)，並說明你做了些什麼？ [完成 1 個: +0.4%, 完成 2 個: +0.7%, 完成 3 個: +1%]

這是 train 壞掉的 layer，很明顯的，沒有抓到任何的 feature，只有抓到邊框，而 performance 明顯的與好的 model 有差。



這是與第五題用同張圖透過 layer 的結果，很明顯這層 layer 除了邊框外，只有幫忙過濾掉顏色，而因為 model 的層數不多，因此後面幾層 model 並不足以抓完 feature，造成 performance 低落。