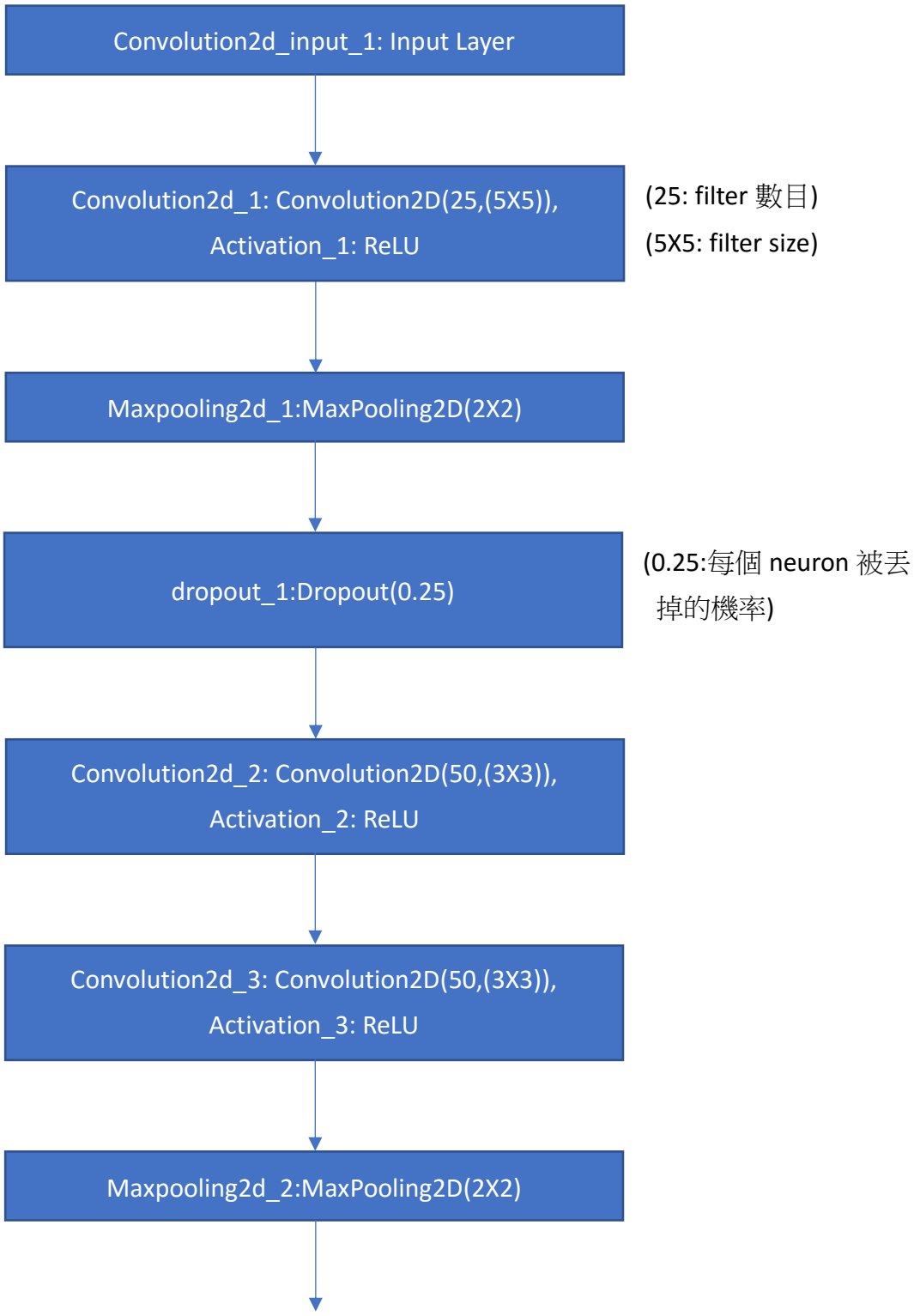
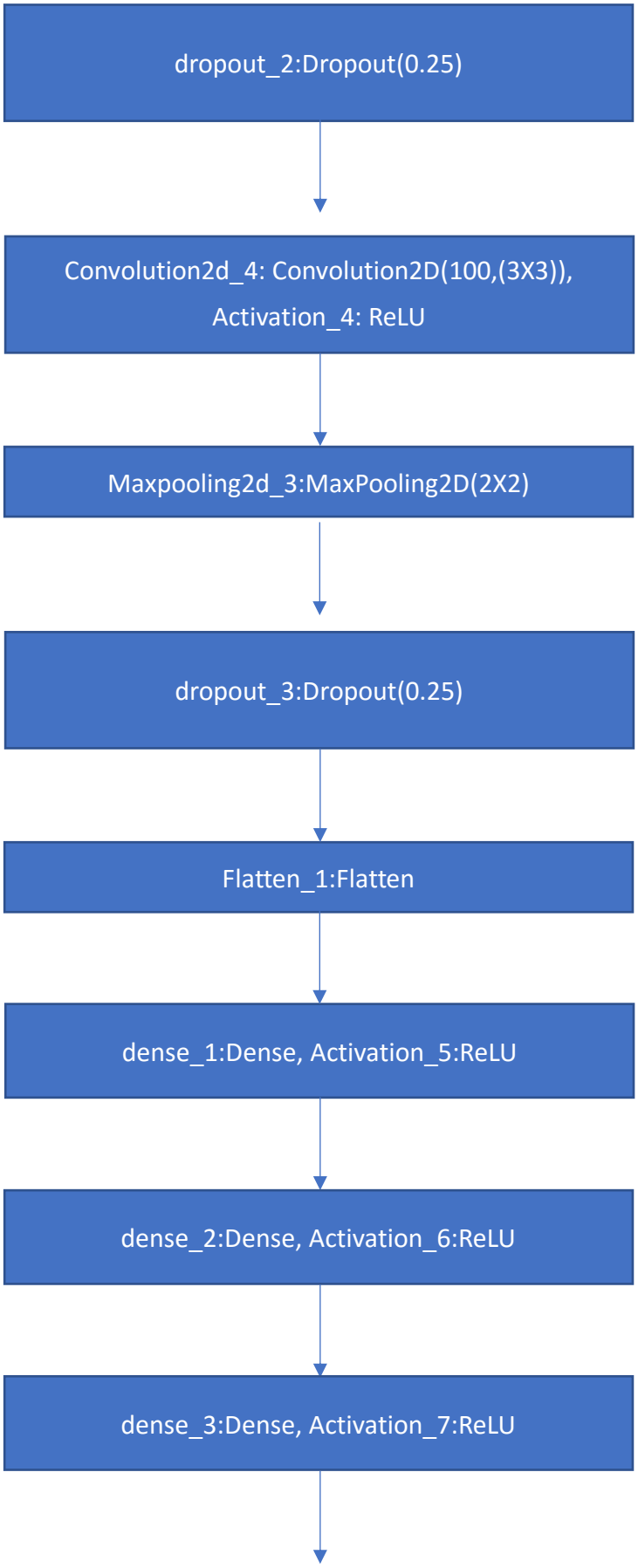
學號：R05942101　系級： 電信一　姓名：陳泓弦

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？

答：

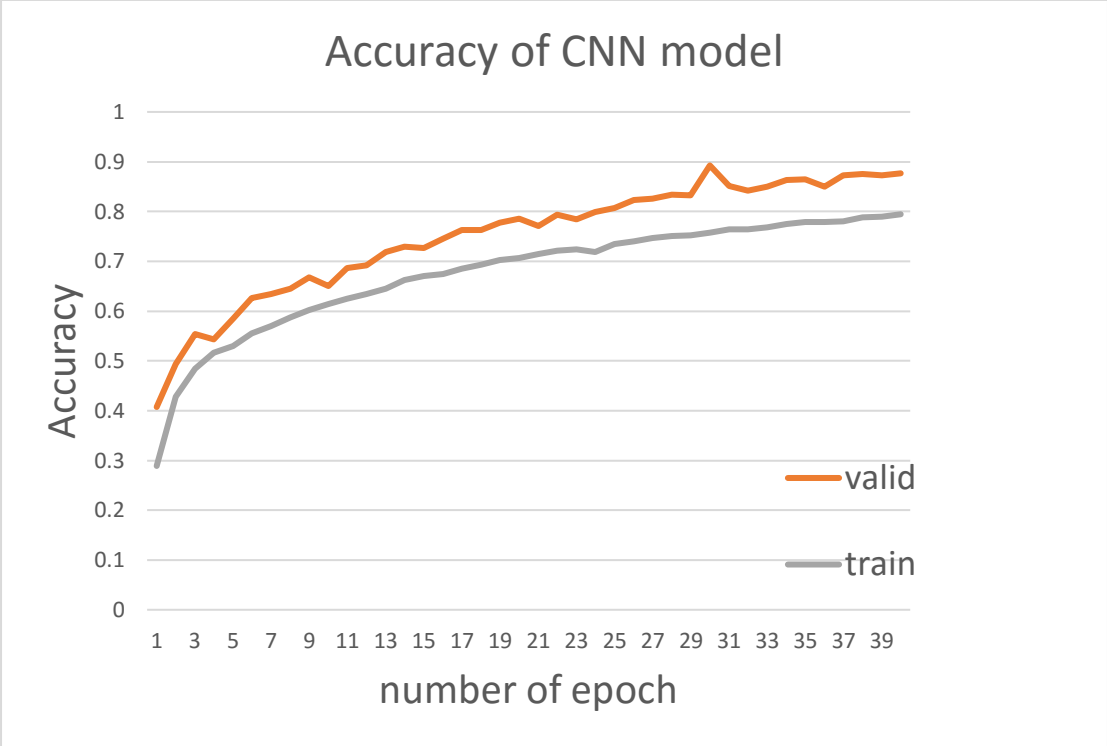
CNN model architecture:




dropout_2:Dropout(0.25)
Convolution2d_4: Convolution2D(100,(3X3)),
Activation_4: ReLU
Maxpooling2d_3:MaxPooling2D(2X2)
dropout_3:Dropout(0.25)
Flatten_1:Flatten
dense_1:Dense, Activation_5:ReLU
dense_2:Dense, Activation_6:ReLU
dense_3:Dense, Activation_7:ReLU

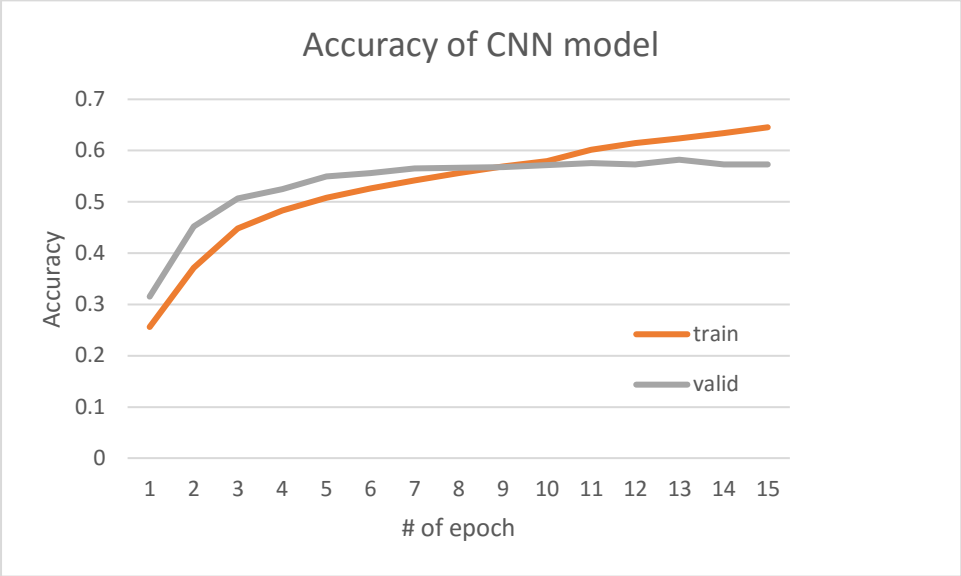
dense_4:Dense, Activation_7:Softmax

圖(一)是 Kaggle 得到 0.60435 的 CNN model 的 Accuracy，在訓練前我將原本的圖片做反轉，額外產生一組圖片做為 training set。比較令我感到困惑的是 validation data 的 accuracy 一直比 training data 高，後來發現不小心將 validation data 放進新產生的 data 中，模型在訓練的時候其實就會看到 validation set 的資料 雖然有變形但都差不多，所以會學到 validation set 的圖片，導致 validation 的 accuracy 一直都比 training 的 accuracy 高。雖然從圖(一)可以看到 valid_accur 可以到 0.9，但在 kaggle 只拿到了 0.60435，很明顯這個 validaiiton set 沒有什麼可信度，因為他已經被訓練過了。



圖(一)　Accuracy of CNN model

後來改掉上面的問題，將後 7000 筆 data 當做 validation set，得到 accuracy 如圖(二)，可以發現在第 10 個 epoch，train 和 valid 的 accuracy 交叉了，之後 train 繼續上升，valid 差不多到極限 0.58，與丟到 kaggle 上的分數 0.57286 很接近，明顯這組 validation set 很有可信度，可以用來 predict 在 testing set 得到的結果。



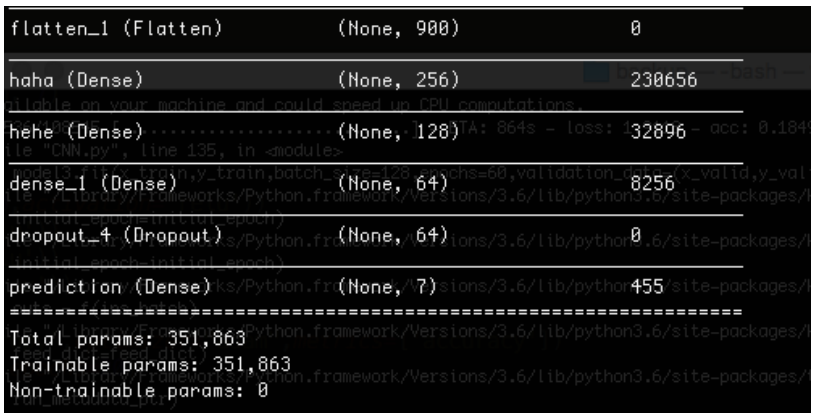
圖(二)　Accuracy of CNN model

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？

答：

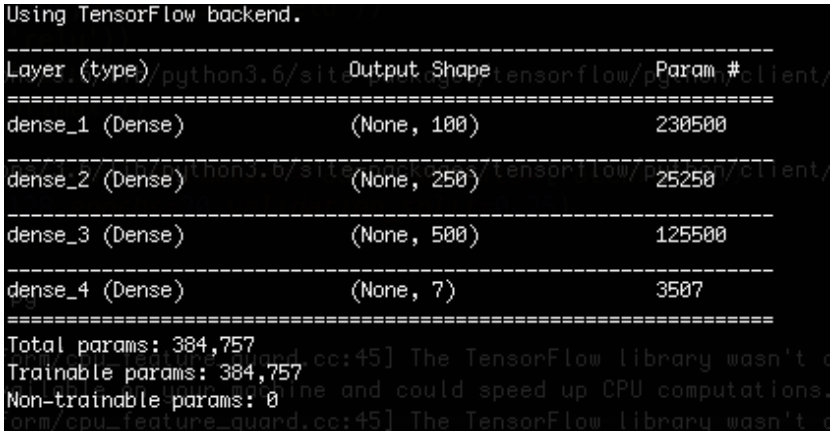
從問題一我們已經知道 validation set 可以 predict 在 kaggle 上的分數。

CNN 模型的總參數：351863, epoch = 40, val_accr = 0.58



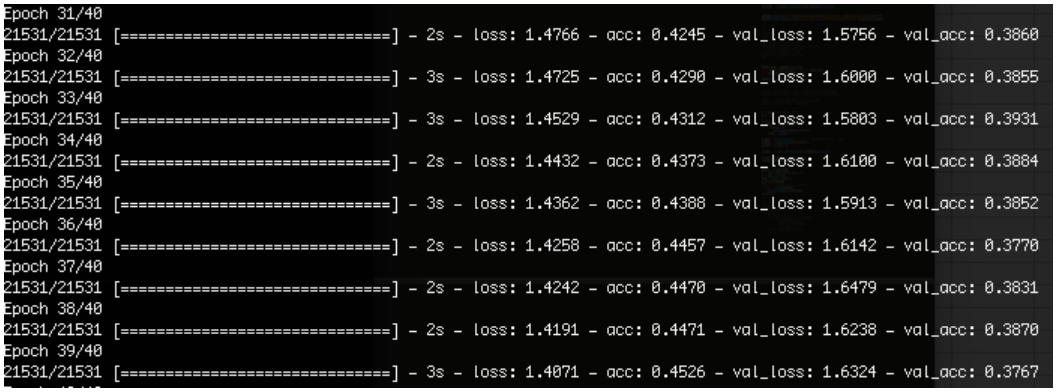
圖(三)　Total number of parameters of CNN model

DNN 模型的總參數：384757, epoch =40, val_accr = 0.3641



圖(四)　Total number of parameters of DNN model

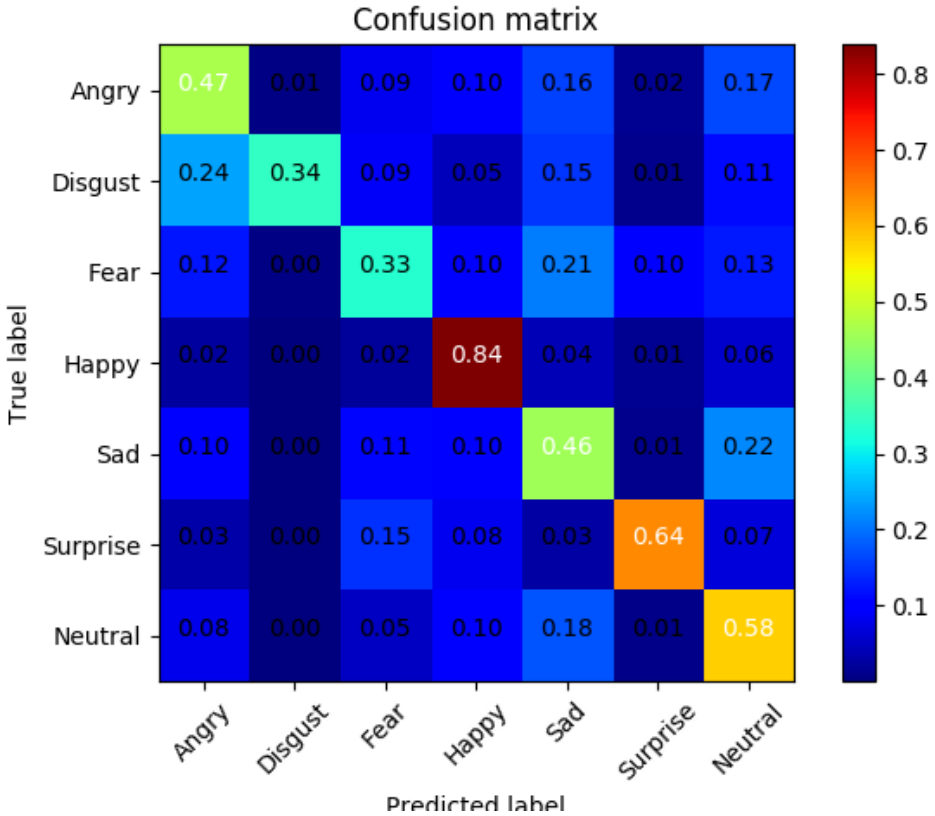
在 DNN 模型中做了 4 層 neural network，包含 input layer 和 output layer
雖然兩個 model 用的總參數量是差不多的(甚至 DNN 還高出一些)，而且訓練用的 data 量以及 batch、epoch 值都相同，但從 validation data 的準確率可以發現到 CNN 的 performance 遠比 DNN 好很多，而且 DNN 大概 train 到第 33 個 epoch 之後，train accu 仍然會上升，但 val_accu 就開始震盪，有 overfitting 的問題，使 DNN 最後的 performance 是很差的。



圖(五)　training procedure of DNN model

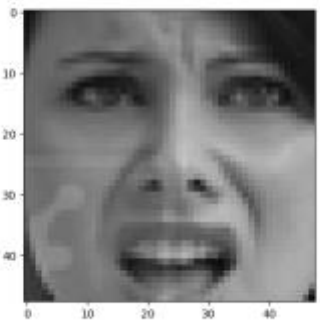
3. (1%) 觀察答錯的圖片中，哪些 class 彼此間容易用混？[繪出 confusion matrix 分析]

答：

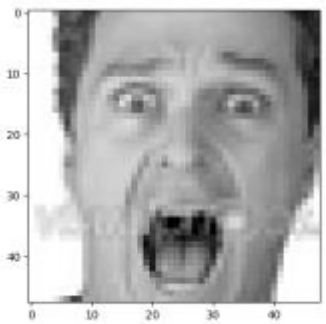


圖(六)　Confusion matrix

圖(六)是將原本 data 的後 7000 筆當做 validation set，丟進 CNN 模型得到的 Confusion matrix，可以發現"Happy"類的圖片預測的蠻準的，有 0.84 的正確率，而 Disgust 和 Fear 的正確率最低，才 0.33。Disgust class 有 0.24 會被 predict 成 angry，所以我分別找了一張 angry 和一張 disgust 的圖片來看，如下：左邊是 disgust，右邊是 angry，其實我才分不出來哪張才是 angry，如果要做出更好的 classification，可能要增加 filter 數目才能提高 accuracy，或是增加辨別度比較高的資料，能明顯看出是屬於 disgust 還是 angry。



Class Disgust



Class Angry

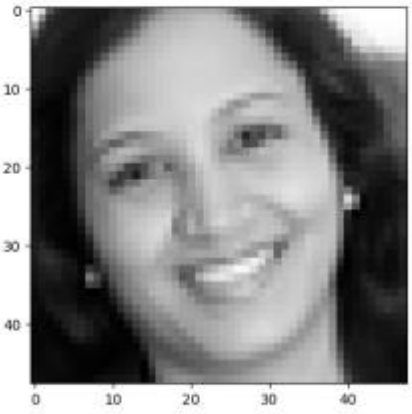
4.(1%) 從(1)(2)可以發現，使用 CNN 的確有些好處，試繪出其 saliency maps，觀察模型在做 classification 時，是 focus 在圖片的哪些部份？

答：

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。

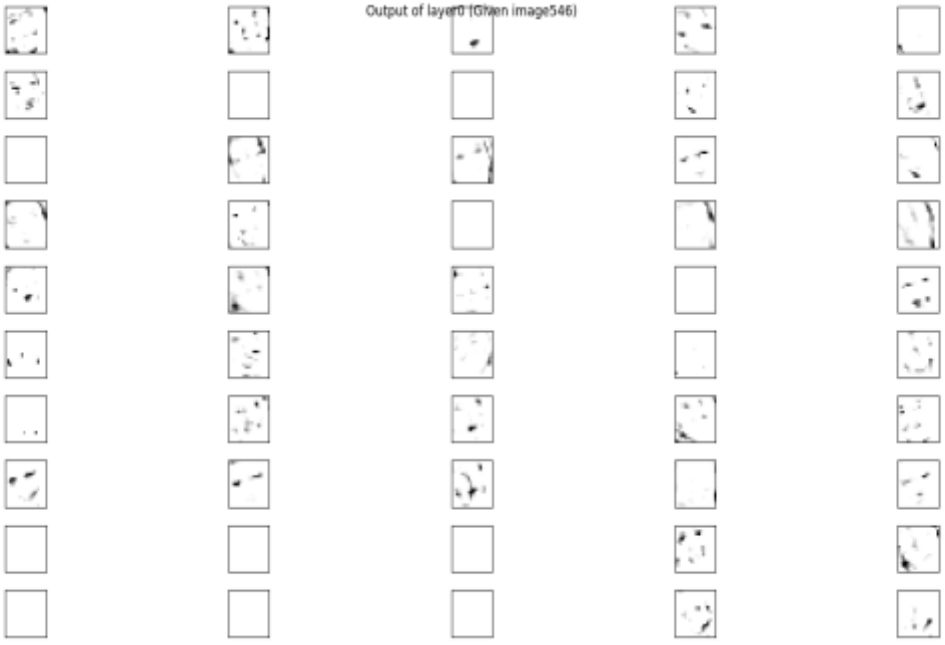
答：

我選了下面這張圖片做為 input，這張圖片是屬於”Happy”，觀察每層 filter 看到了什麼。



首先，第一層 filter 看到的重點如下圖，可以看出臉大致的輪廓，但像是頭髮，皮膚膚色就看不到，推測第一層把一些較平滑的像素 filter 掉了，只留下 gradient 差很多的部分，即臉的輪廓。

下圖是第二層 filter 看到的影像，某些臉的輪廓已經看不清楚了，大概只能看出眼睛和嘴巴附近的輪廓，但某些 filter 還能看出臉的輪廓。我覺的很神奇的地方是，當我看一個人的臉來分辨這個人的情緒，會看他的眼睛，眉毛是否上揚或是皺眉，或嘴巴上彎或露牙齒是笑，嘴巴若是下彎可能是在生氣，而這些我們用來判斷的依據，機器都有學到重點。

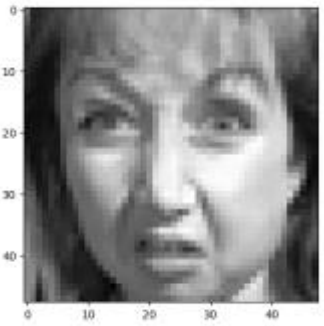


[Bonus] (1%) 從 training data 中移除部份 label，實做 semi-supervised learning

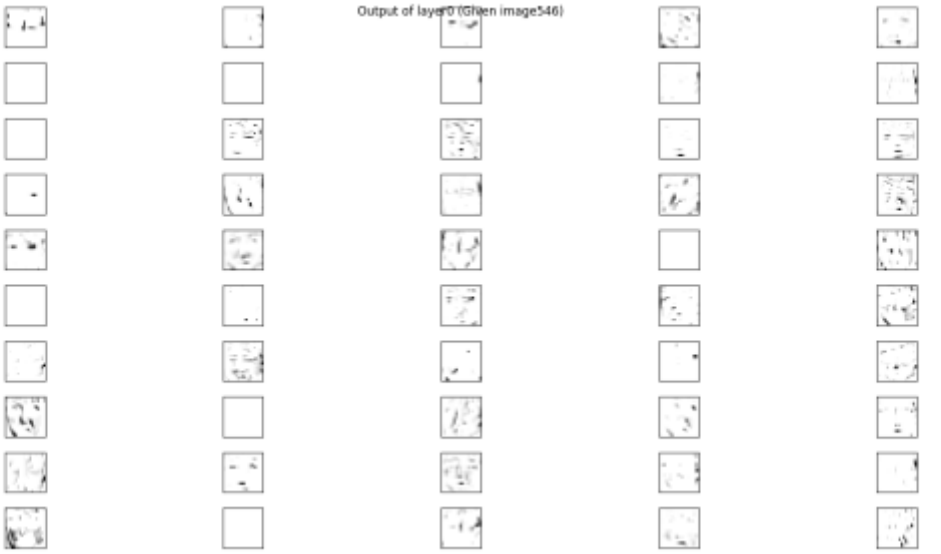
把 testing data 丟進 problem 1 訓練好的 model，根據 predict 出來的結果當做他們的新 label，接著再把這些新的 data 放進 training data 拿進去 train，得到的新 model 在 kaggle 拿到了 0.56395，而原本的 model 在 kaggle 上的分數是 0.57286，會變差的原因推測因為原本的 model 準確率並不高，所以可能會餵一堆錯誤的 data 讓結果變差。

[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%]

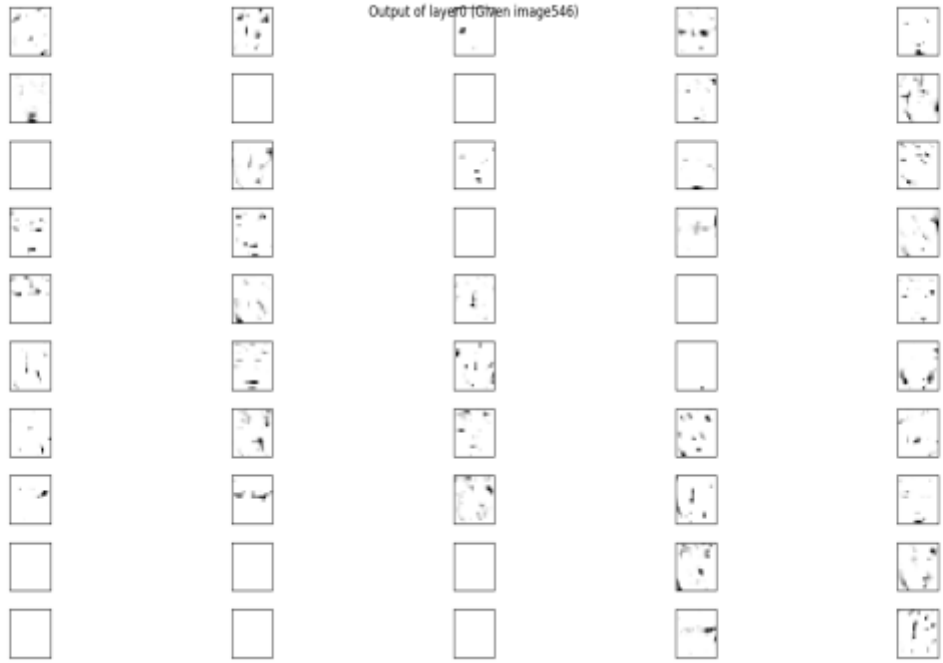
我另外找了一張圖片如下，這張圖片屬於"Disgust"，觀察他的第一層和第二層看到的影像，可以看出第一層還能看出臉的輪廓，但第二層就看不出什麼臉或眼睛的輪廓，只看到一塊一塊黑色區塊，所以可能容易被 predict 成另一種 class，從這可以推測出 Disgust 的準確率可能不會太高，problem3 也可以輔助這個論點。



第一層 filter:

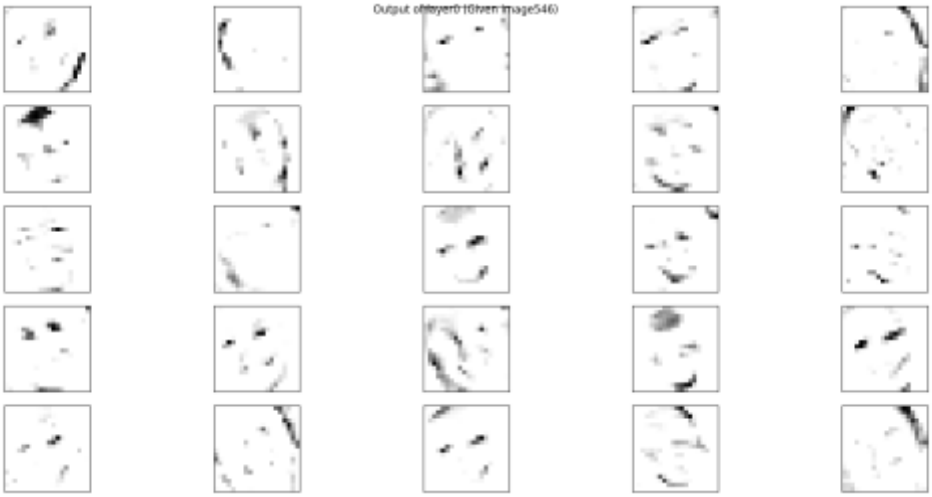


第二層 filter:



hint1:

我另外 train 了一個很差的 model，同樣拿 problem5 的圖片，觀察第一層 filter 看到的影像，但幾乎看不出臉的輪廓，效果非常差。


Output of layer0 (Given Image546)