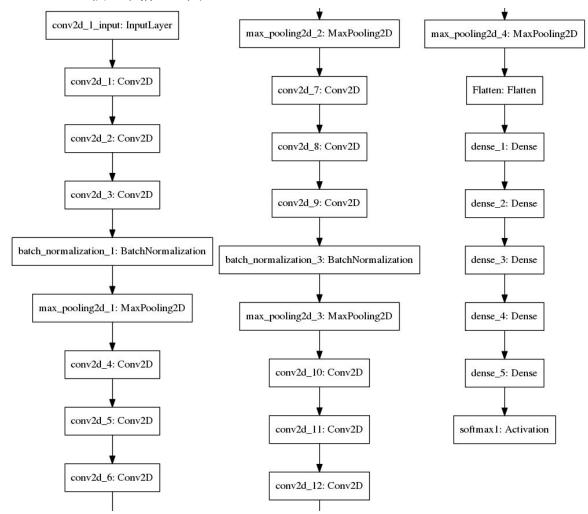
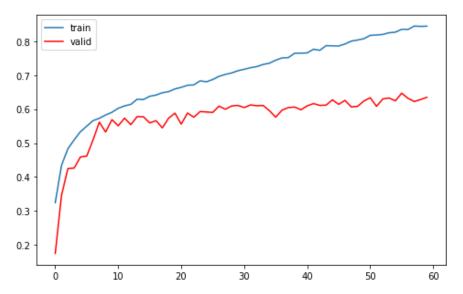
學號:R06922075 系級:資工碩一 姓名:翁瑋

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:)

答: CNN model 模型架構如下圖

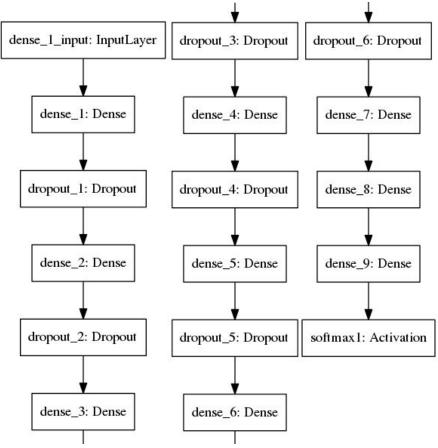


在CNN model 的實作中,沒有使用任何dropout,使用keras內建的datagenerator,隨機轉10 度角,偏移0.1,允許鏡像,optimizer使用Adam,train 60個epoch,花費15小時。



● 最後Accuracy為: Public: 65.7% / Private: 65.728% 註:最後上傳kaggle的model是用全部的資料下去train的,沒有切validation 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:)

答: DNN model 模型架構如下圖

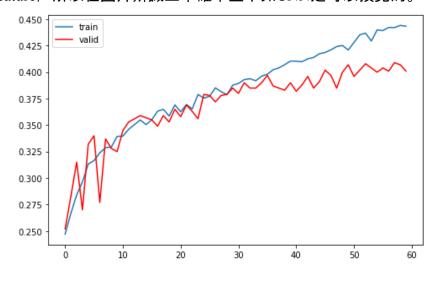


CNN 參數量: 2021095 = 2020455 + 640(BatchNormalize)

DNN 參數量: 2009991

因為是DNN,所以沒有用data generator,改使用dropoutu減少model overfitting的程度,只使用原始training data,一樣train 60個epoch,花費十分鐘。

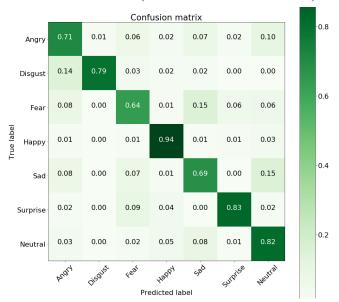
雖然參數量相當,但其實仔細觀察,會發現CNN中的參數量,大部分也還是來自flatten 後的full connected layer,而且因為CNN是對於圖片裡的特徵做選取,而DNN則是把2304個pixel 當成不同的feature,所以在圖片辨識上準確率並不如CNN是可以預見的。



• 最後Accuracy為: Public: 41.822% Private: 41.738%

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:)

答: 下圖為CNN model對validation data (traindata data最後5000筆)的confusion matrix

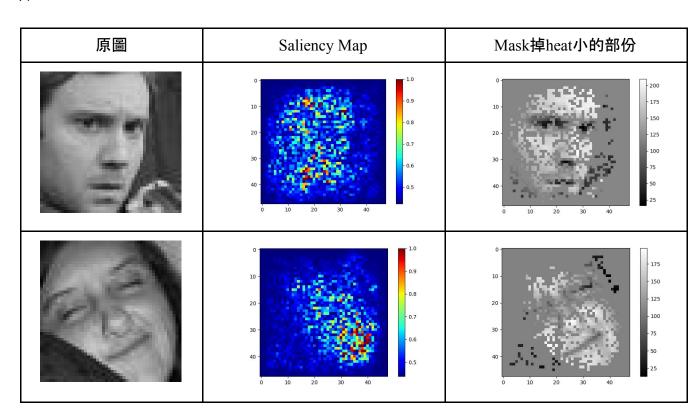


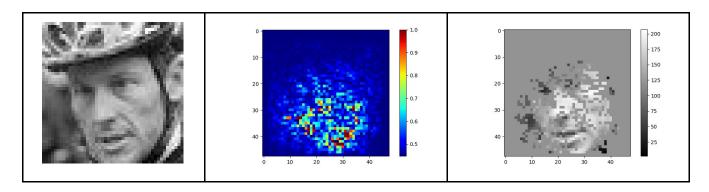
這個model對training data的準確率約在80%左右,我們可以看到在happy的label準確率非常的高,高達94%,可能是因為happy時開心大笑的嘴巴是很好判斷的feature,而比較容易搞混的label分別有 "sad 認成 neutral", "fear 認成 sad", "disgust 認成 angry", 都有約14~15%的誤判率。

這個結果不難理解,比較容易搞混的feature都是比較偏負面的情緒,或是無法判斷,通常 負面情緒比較明顯的特徵應該是在眼睛跟眉毛,但卻無法像嘴巴那樣變化幅度大。

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:)

答:





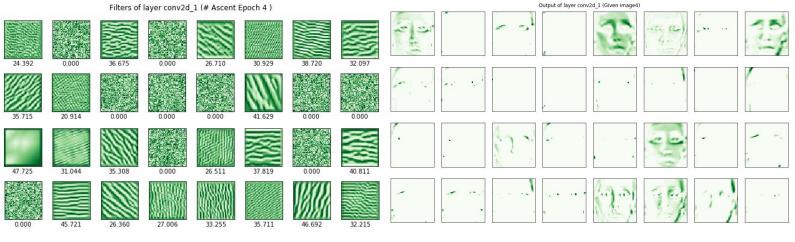
根據這三張圖來看,CNN主要是focus在臉上,像是第三張戴安全帽的自行車騎士,帽子的部分就完全被mask掉,而第二張圖不是正臉而是側臉,在Saliency Map上也可以很明顯看到heat區是一個稍微偏斜的橢圓狀,第一張圖也是heat區整體偏左邊,相當於臉所在的部分。

再更進一步觀察可以發現,臉上五官的部分又以嘴巴是CNN focus較明顯的區域,這也可以驗證上一題confusion matrix中為何happy的預測成功率較高(開心時嘴巴變化明顯)。

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:)

答:



我選擇觀察的是第一層convolution layer的output,可以看到左邊filter的pattern大部分都是直條 紋、橫條紋或是斜條紋,因為是第一層的關係,偵測的點可能都是一些比較簡單的pattern。 我們再觀察更後面幾層的convolution,可以看到比較多的圓圈出現,有點像是人臉的五官。

Conv_3	Conv_5	Conv_7	Conv_9	Conv_11
531.249	8897.453	12033.419	33659.293	7636.293