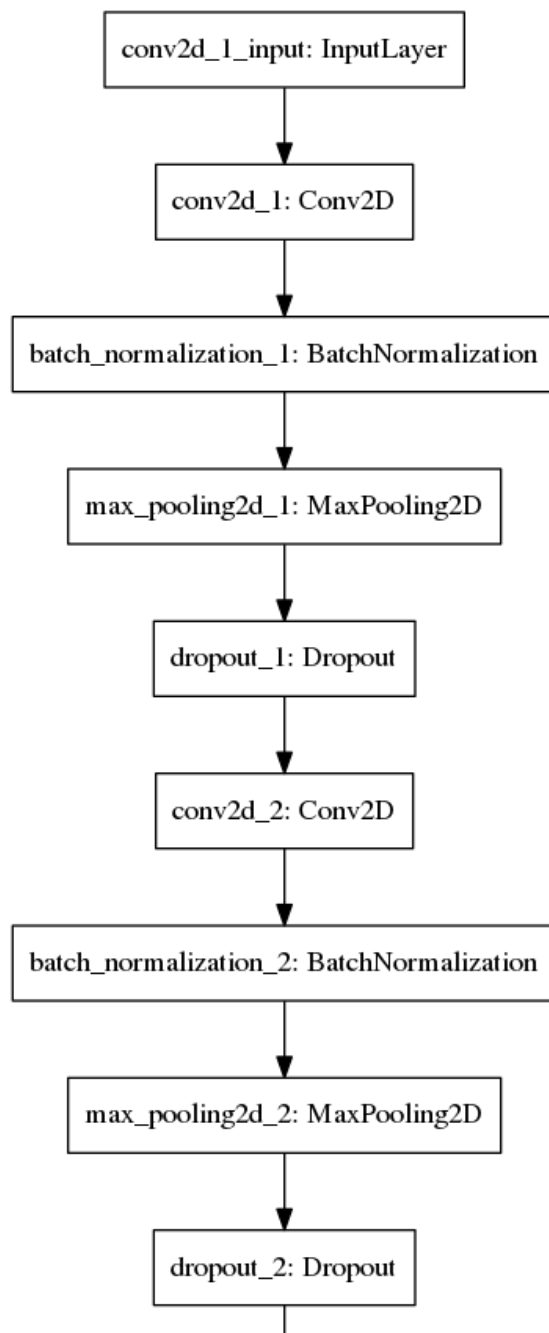


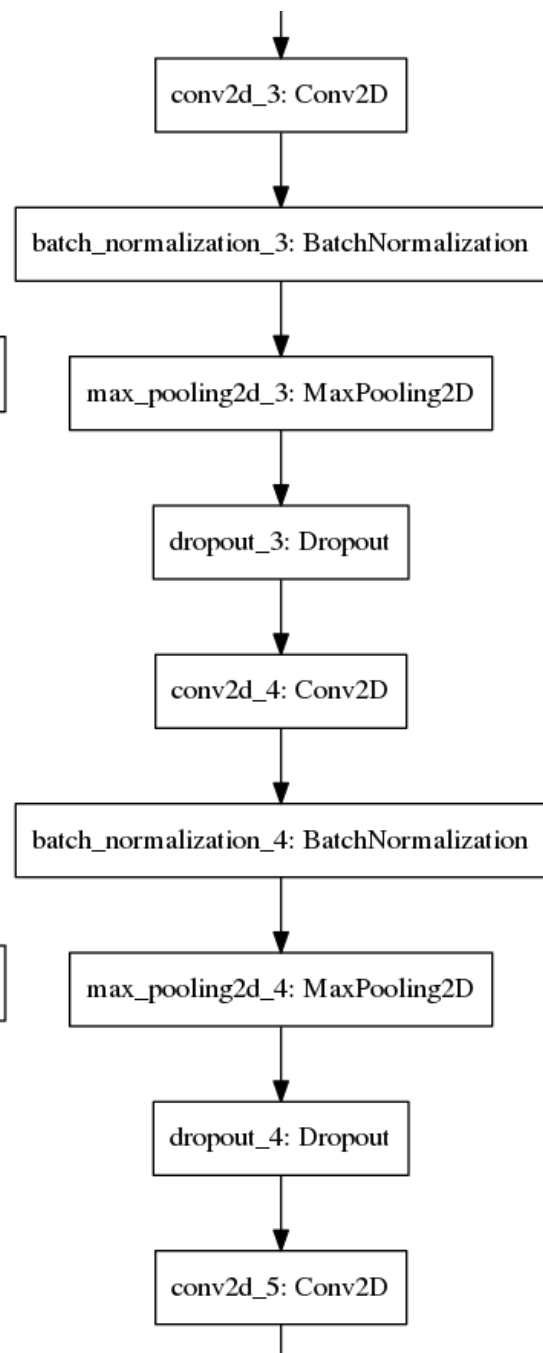
1. (1%) 請說明你實作的 CNN model, 其模型架構、訓練過程和準確率為何？
答：

模型架構(按照 (1) (2) (3) 的順序)

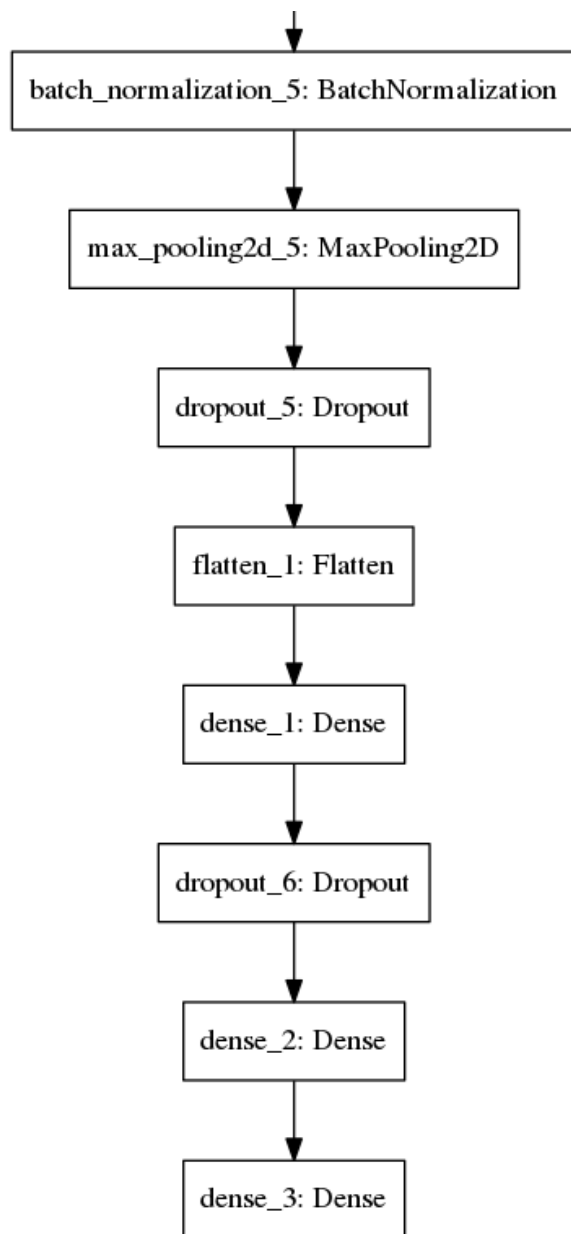
(1)



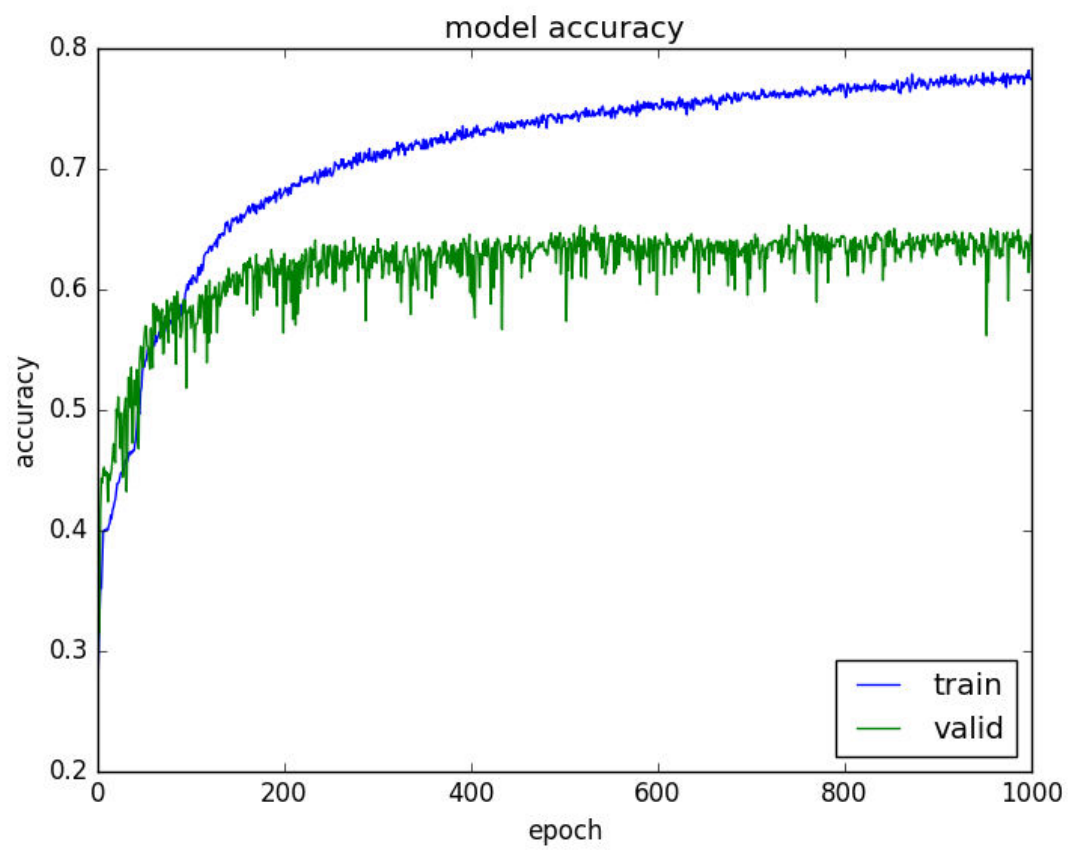
(2)



(3)



訓練過程



準確率

Kaggle Public Score 0.64921

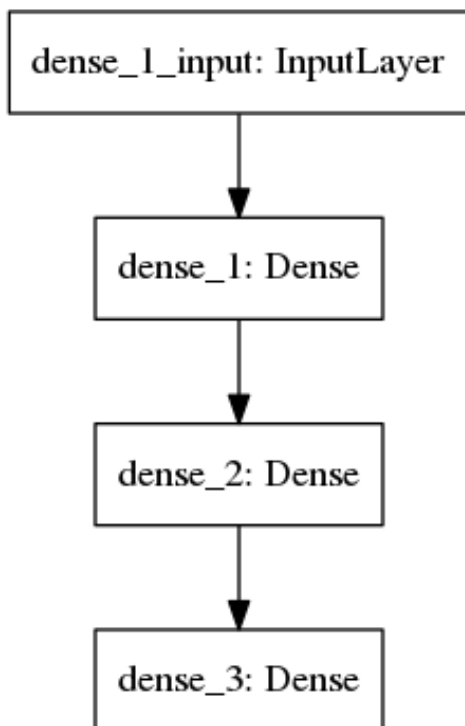
2. (1%) 承上題，請用與上述 **CNN** 接近的參數量，實做簡單的 **DNN model**。其模型架構、訓練過程和準確率為何？試與上題結果做比較，並說明你觀察到了什麼？

答：

參數量

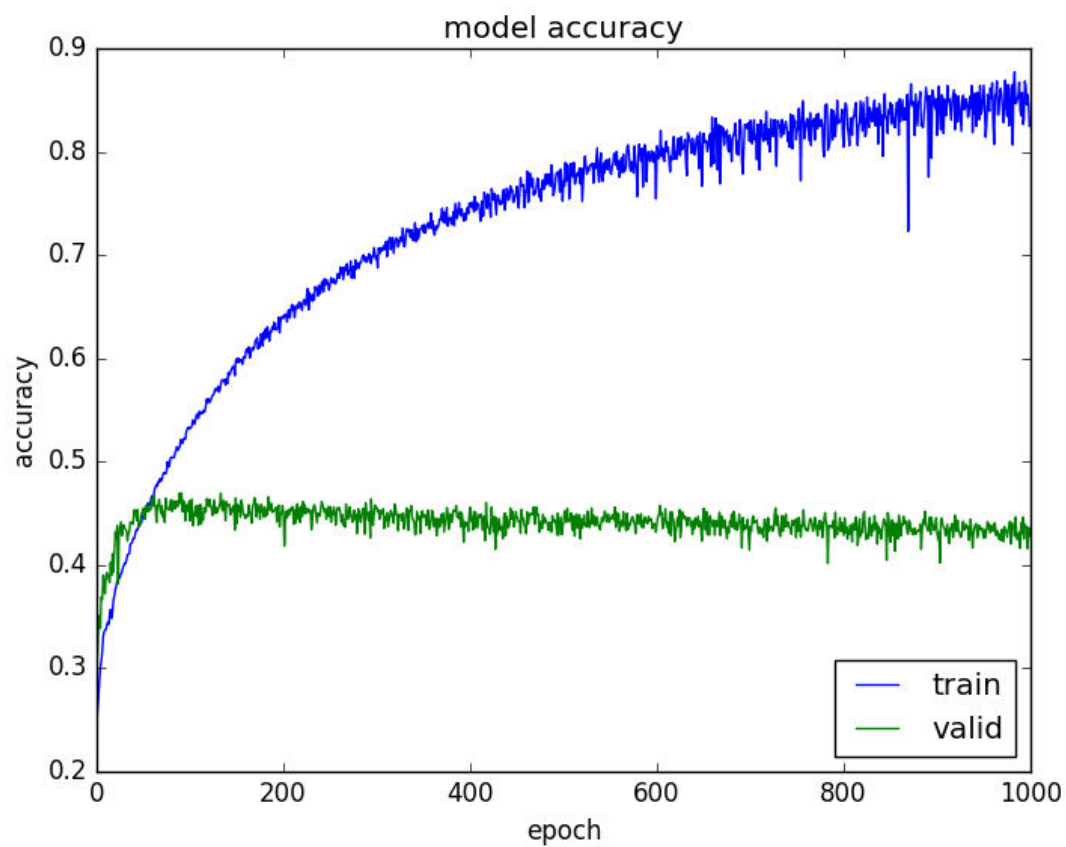
CNN: 2, 130, 311 DNN: 2, 281, 931

模型架構



準確率 0.45471

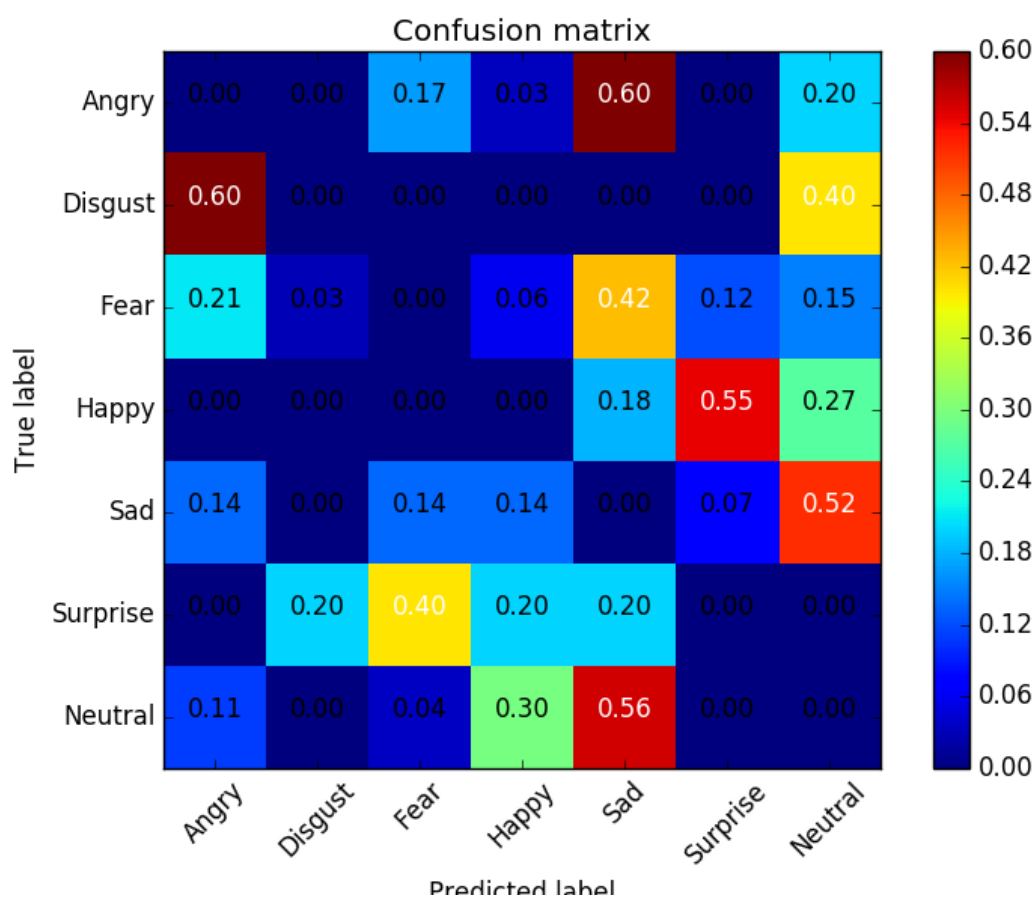
訓練過程



我試了好幾種 DNN，發現在同樣參數的情況下，把第一層的 neural 開的盡量大一點，會有比較好的 performance，CNN 中後面那幾層的 DNN 也適用這樣的結果。比較兩者以後，發現 DNN 的 training accuracy 跟 validation accuracy 的差距遠比 CNN 的大，代表 DNN overfitting 的程度很大。

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]

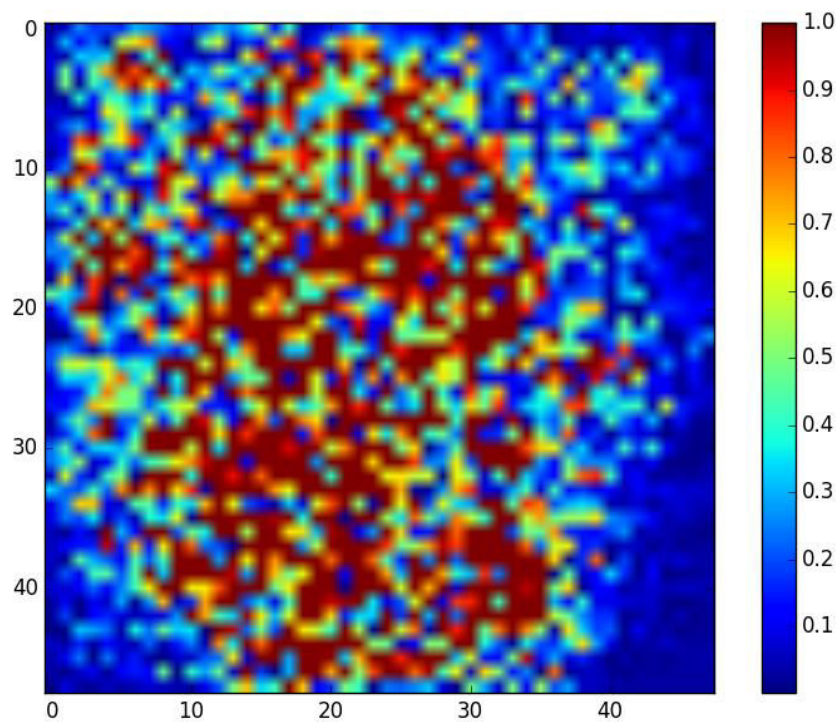
答：

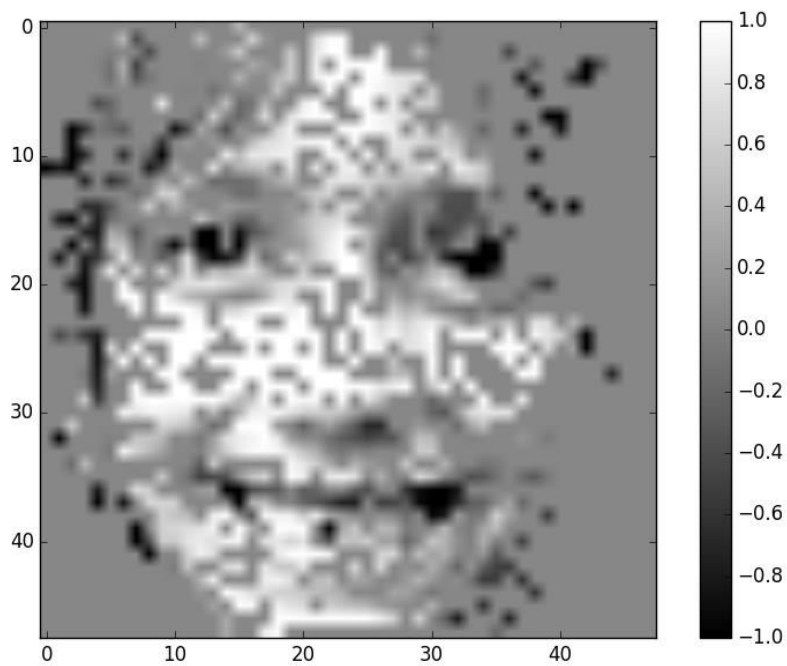


註：為了讓結果更明顯，因此去掉了預測正確的資料

可以觀察到很不容易把 Disgust 以外的圖片誤判成 Disgust，以及有好幾組很容易被誤判的例子，像是把 Disgust 誤判成 Angry，把 Angry 誤判成 Sad 等等。

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：

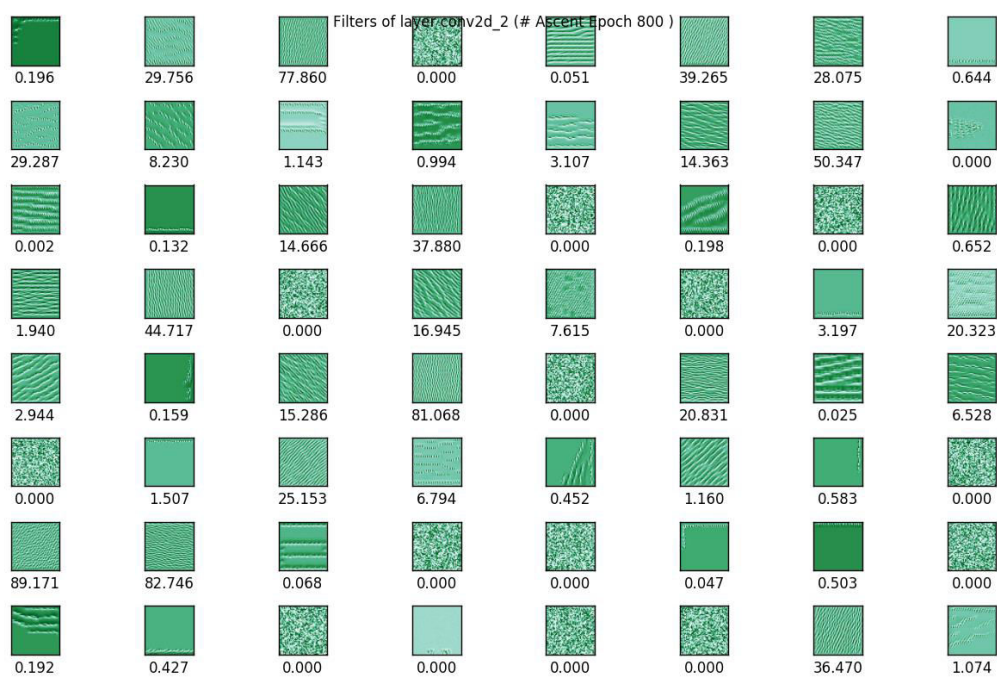




5. (1%) 承(1)(2), 利用上課所提到的 **gradient ascent** 方法, 觀察特定層的 **filter** 最容易被哪種圖片 **activate**。

答：

從白噪音開始 gradient ascent



從 p4 的那張原圖開始 gradient ascent

Filters of layer conv2d_2 (# Ascent Epoch 600)



看起來從原圖開始 gradient ascent 的方法中並沒有得到預期中的結果，本來認為應該能夠在第二層得到一些明顯的人臉輪廓，結果是得到了一堆跟從白噪音開始 gradient ascent 很類似的結果。

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

[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%]