學號：B04902089　　系級：資工三　　姓名：林政豪

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:

如下圖所示(由左到右)，依序經過 Conv2D、MaxPooling、BatchNormalization、Dropout，其中 activation 皆使用 selu。

Conv2D(): 第一層 Conv2D 的 kernel size 為(5,5) 其餘的皆為(3,3)，strides 為(2,2)，filter 依序為 64、128、256、512。

MaxPooling: pool_size 與 strides 皆為(2,2)

BatchNormalization:皆為預設參數，可以加速訓練，加快模型收斂速度。

Dense: unit 依序為 512、256、128、64、7。

Dropout: rate 依序為 0.3、0.35、0.4、0.45、0.45、0.45、0.45、0.5。

從 model.summary()中得知，參數總量為 1,990,279。

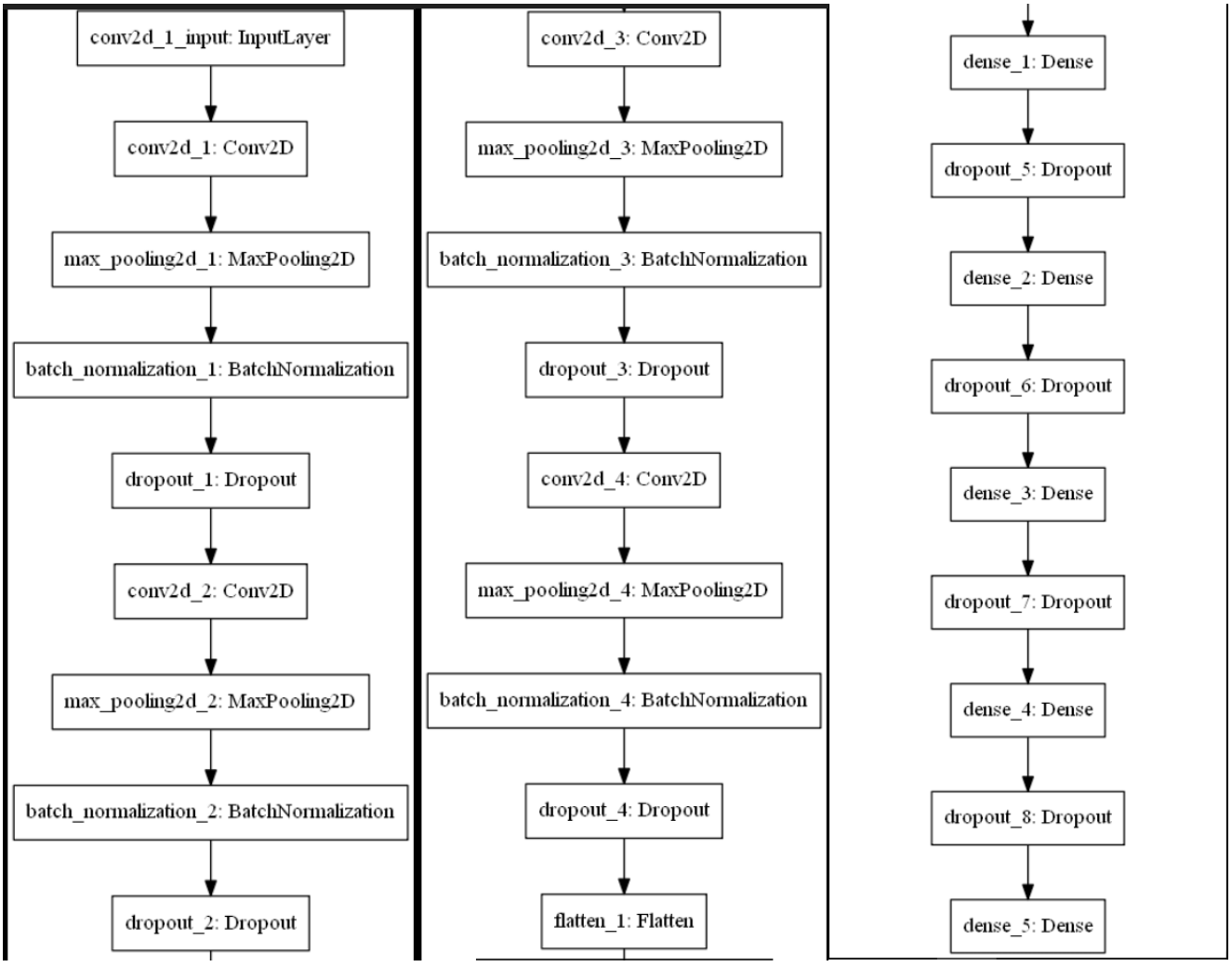


Figure 1:CNN 架構

首先我將 training data 除以 255 並做標準化，將最後的 5000 筆資料取作 Validation data，使用 keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator 將圖片上下或左右平移、旋轉，曾經嘗試過將圖片放大、翻轉等等，但訓練效果會變差，推測是增加了太多奇怪的圖片使得 noise 增加，或只是我參數 tune 得不夠好。

配合 ImageDataGenerator，訓練時使用 fit_generator()，batch_size 為 128 ，steps_per_epoch 為 data 數量除以 128，loss function 為 cross entropy，optimizer 為 adam。

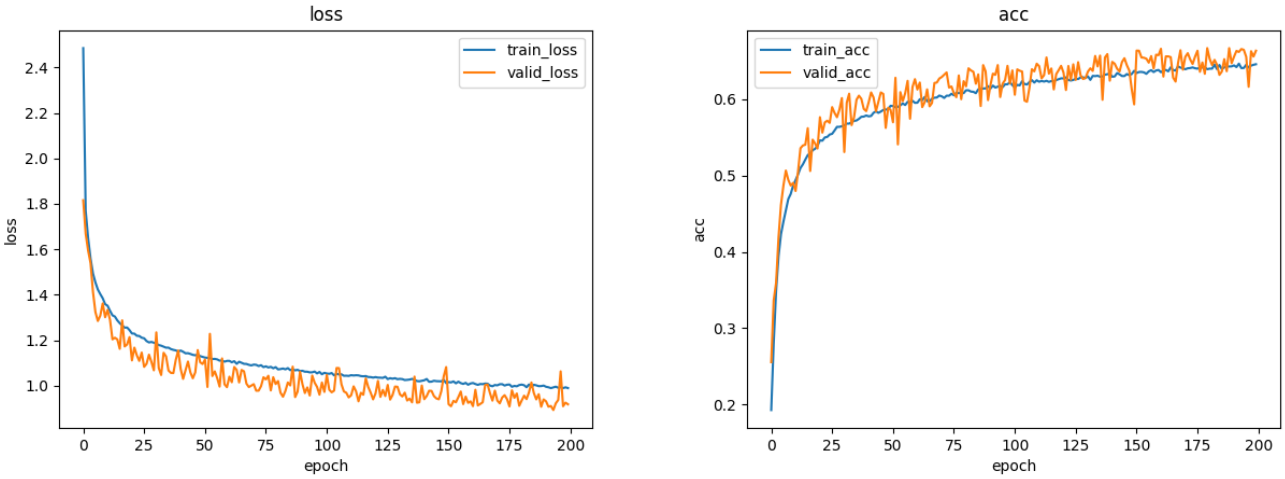


Figure 2:CNN Training 過程

從圖中可以觀察到雖然 Validation 的 loss 和 acc 在趨勢上有穩定的變好，但有很大的震盪，曾經嘗試過增加 step_per_epoch，增加每 epoch 訓練的資料量，雖然有使曲線平坦許多，但訓練時間變長，且效果沒有顯著提升，故不採用。

在訓練過程中 Training loss 趨勢高於 Validation loss、Training acc 趨勢低於 Validation acc，推測是因為 Training 時有 dropout，有些 neuron 沒有用到，或是因為 ImageDataGenerator，在 Training data 中產生 noise，使預測效果變差，但在 Validation 上沒有這個問題，所以預測效果較好。

Validation loss 最低為 0.893117 ，Validatoin acc 最高為 0.666600。

Kaggle Public 上最高的結果，透過 7 個 Validation acc 為 66.8~70.0 之間的 model 投票取得，訓練的 CNN 參數、activation、batch_size、steps_per_epoch 皆不進相同，以此平均他們各自的 bias 得到更好的預測效果。

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：
如下圖所示。
Dense: unit 依序為 768、256、256。
Dropout:依序為 0.3、0.35、0.35。
從 model.summary()中得知，參數總量為 2,034,695，與 CNN 的參數量相近。

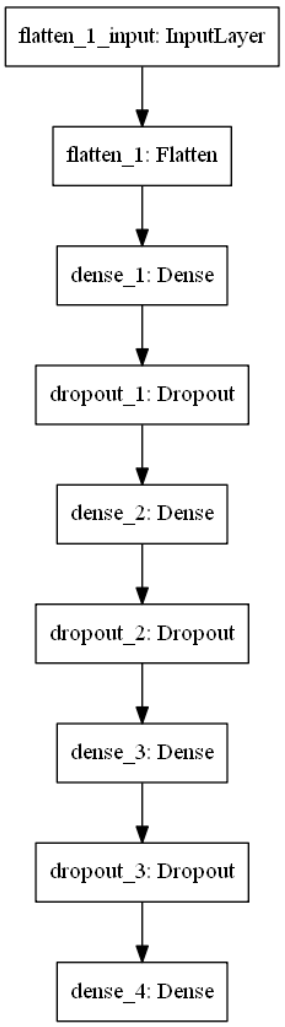


Figure 3:Dnn 架構

資料處理與 CNN 相同。

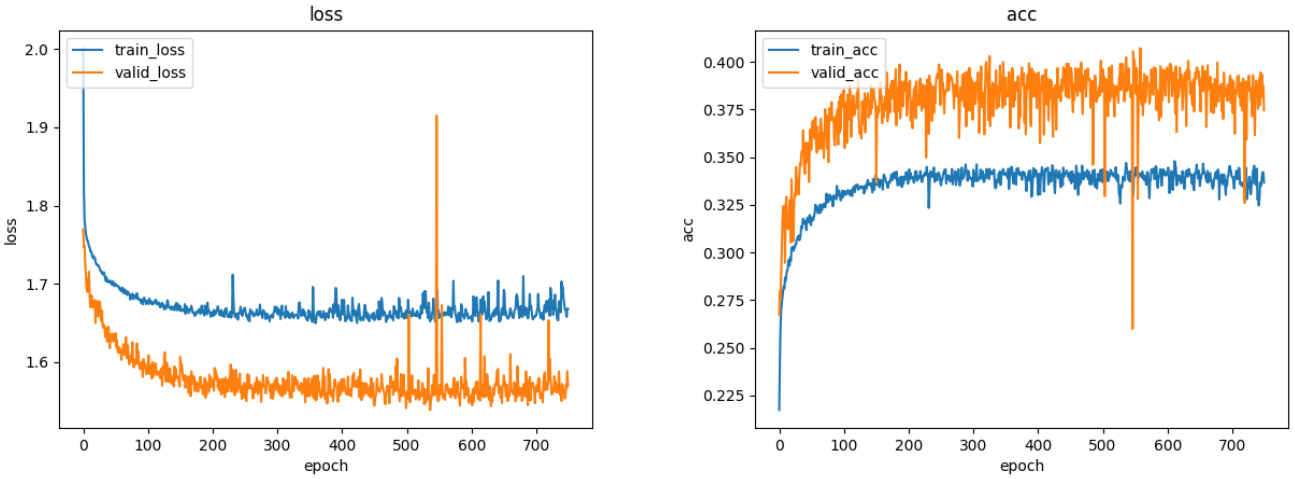


Figure 4:DNN Training 過程

DNN 的收斂速度遠不如 CNN，故我跑了 750 個 epoch，讓 DNN 收斂。

在相同 epoch 時 DNN 的 acc 或是 loss 完全比不上 CNN，且震動幅度比 CNN 大了許多，可以看　出 DNN 的穩定度低了不少，且收斂到的 acc 和 loss 也很差。

儘管參數差不多，DNN 的訓練速度上比 CNN 快了好幾倍，應該是因為少了 Conv2D 取 filter 等等的複雜運算所致。

和 DNN 相同，訓練過程中 Training loss 趨勢高於 Validation loss、Training acc 趨勢低於 Validation acc，推測是因為 Training 時有 dropout，有些 neuron 沒有用到，或是因為 ImageDataGenerator，在 Training data 中產生 noise，使預測效果變差，但在 Validation 上沒有這個問題，所以預測效果較好。

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：

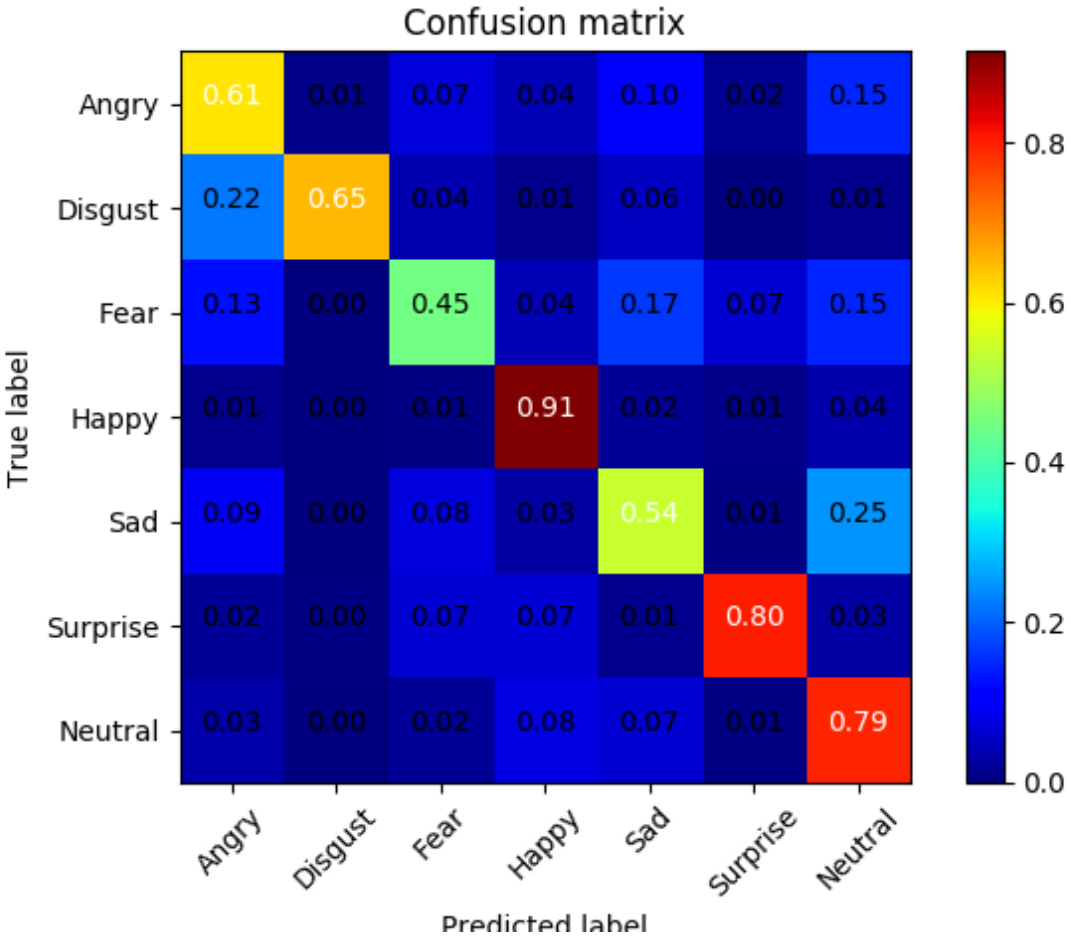


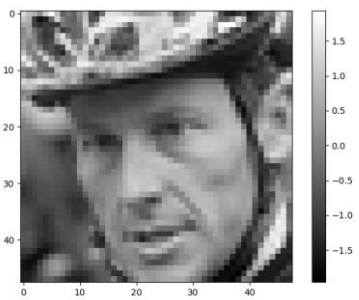
Figure 5:Confusion Matrix

從上圖中可以發現我的 model 在 predict Neutral 和 Sad 時有最大的錯誤率，故探討這兩個 Class。

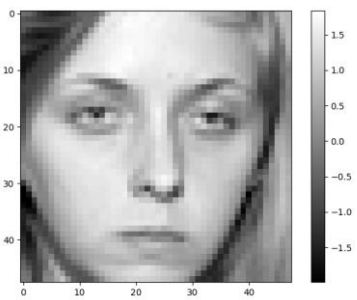
下圖為我的 model predict 錯誤的兩張圖(從 Validation 取出)，這兩張圖對我來說也模稜兩可，兩者的特徵差異並不明顯，故較難區分。

下表為兩圖預測機率的表格，可以看出左圖雖然 Neutral 最高，但 Sad 的機率是次高，且和其他 Class 的機率相差一個數量級以上，可以得知 model 還是有稍微偏向 Sad。

右圖的 Neutral 和 Sad 的機率差異不大，我覺得嘴角沒上揚看起來像 Sad、眼神呆滯看起來像 Neutral，同時符合 Neutral 和 Sad 的特徵，猜測 model 抓到嘴角的特徵，才會預測為 Sad。



Predict: Neutral Ans: Sad



Predict: Sad Ans: Neutral

Figure 6: Mistakes

	Angry	Disgust	Fear	Happy	Sad	Surprise	Neutral
Left	0.0422	0.000649	0.0453	0.011	0.110	0.00895	0.782
Right	0.05	0	0.14	0.02	0.47	0	0.31

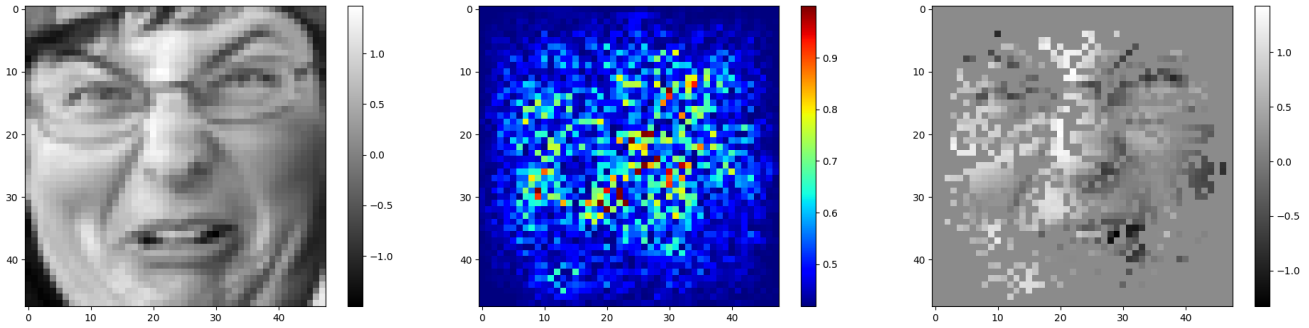
Probability of Figure 6

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:b04902002 許志軒(上學期修課學生))
答：
Figure 7~9 是從 Validation data 中選出，Disgust、Happy、Surprise，且我的 model 的預測都正確。

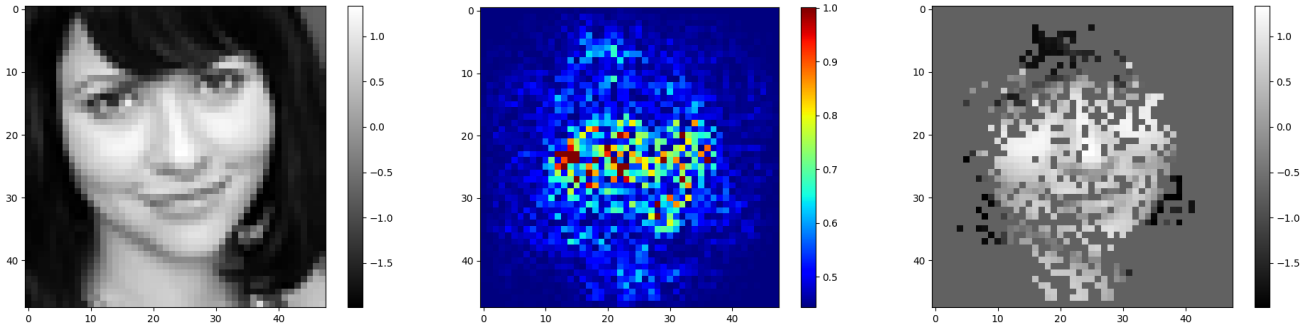
Figure 7 的 Heatmap 在臉部表情及眼睛的部分有較高的值，推測 model 是由表情緊繃加上厭惡的眼神做判斷。

Figure 8 的 Heatmap 在臉頰部分有較高的值，推測 model 是由笑的時候臉頰肌肉會往上收縮作為判斷依據。

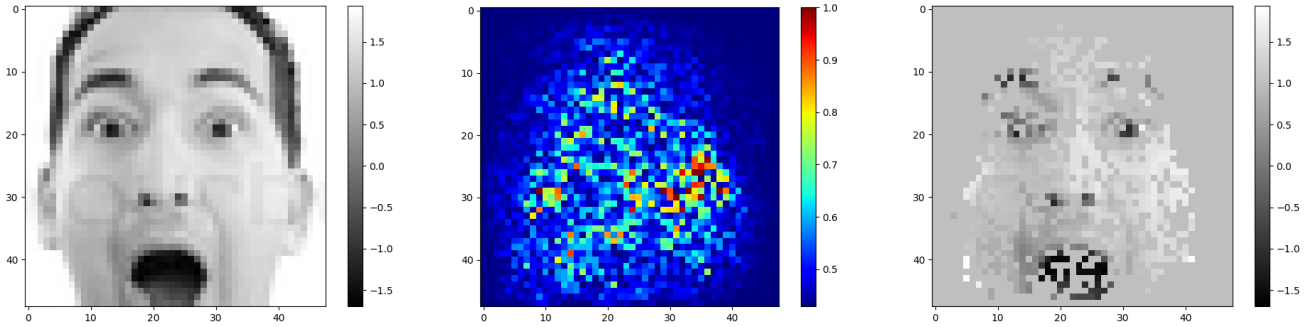
Figure 9 的 Heatmap 也是在臉頰部分有較高的值，推測 model 是以驚訝的時候嘴巴張開導致臉頰往下拉長做判斷。



Origin　　Heatmap　　Masked image
Figure 7



Origin　　Heatmap　　Masked image
Figure 8



Origin　　Heatmap　　Masked image
Figure 9

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：
使用 figure 8 的原圖做為 input。

如同助教在課程網站上的 tutorial 所說，在同個 layer 之中，有許多 filter 都是一樣的，只是加上了旋轉，其中又以旋轉 90°最多。因為每次拍攝的角度都不進相同，加上每次人的五官位置會因表情等等因素而改變位置，所以為了能夠辨識圖片，filter 會以不同角度抓取特徵。

Figure 10，由於是經過 MaxPooling 的第一層，剛開始只抓取圖片的方向顏色等等，所以 filter，都還是比較簡單的圖形。

而 Figure 11，已經是在 MaxPooling 的第四層，經過層層堆疊，已經變得複雜許多，可以發現大部分都有清楚的人臉輪廓。

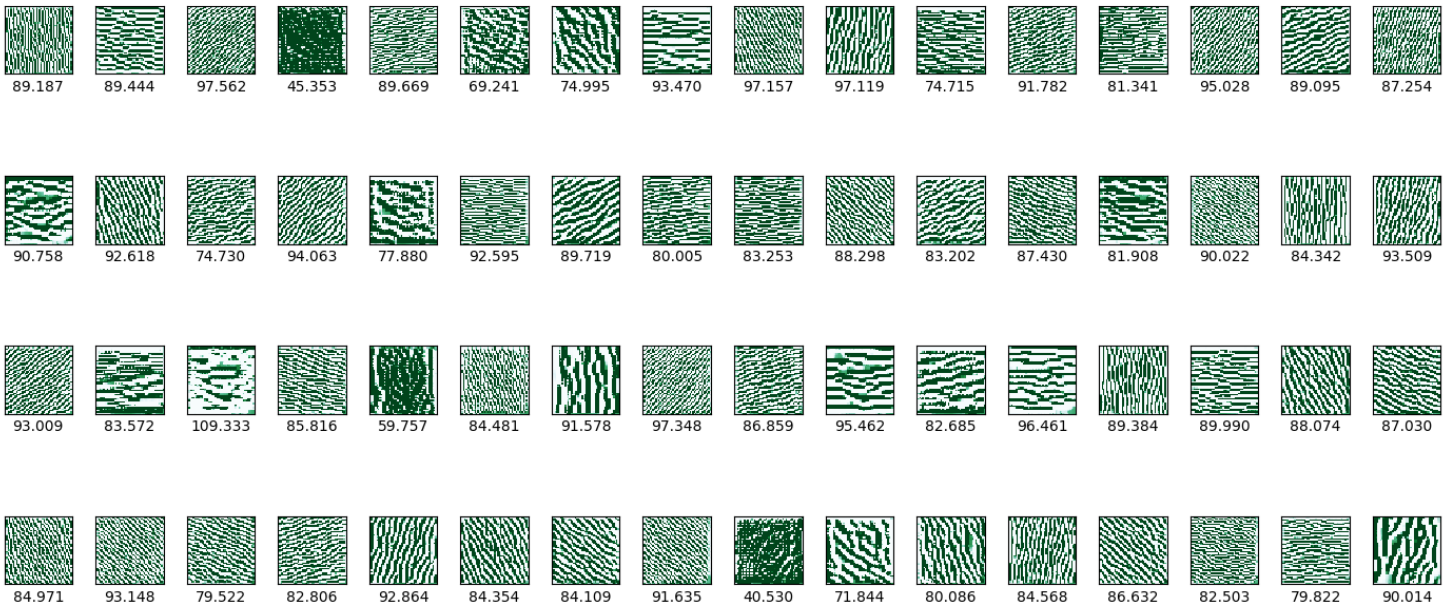


Figure 10:MaxPooling2d_1

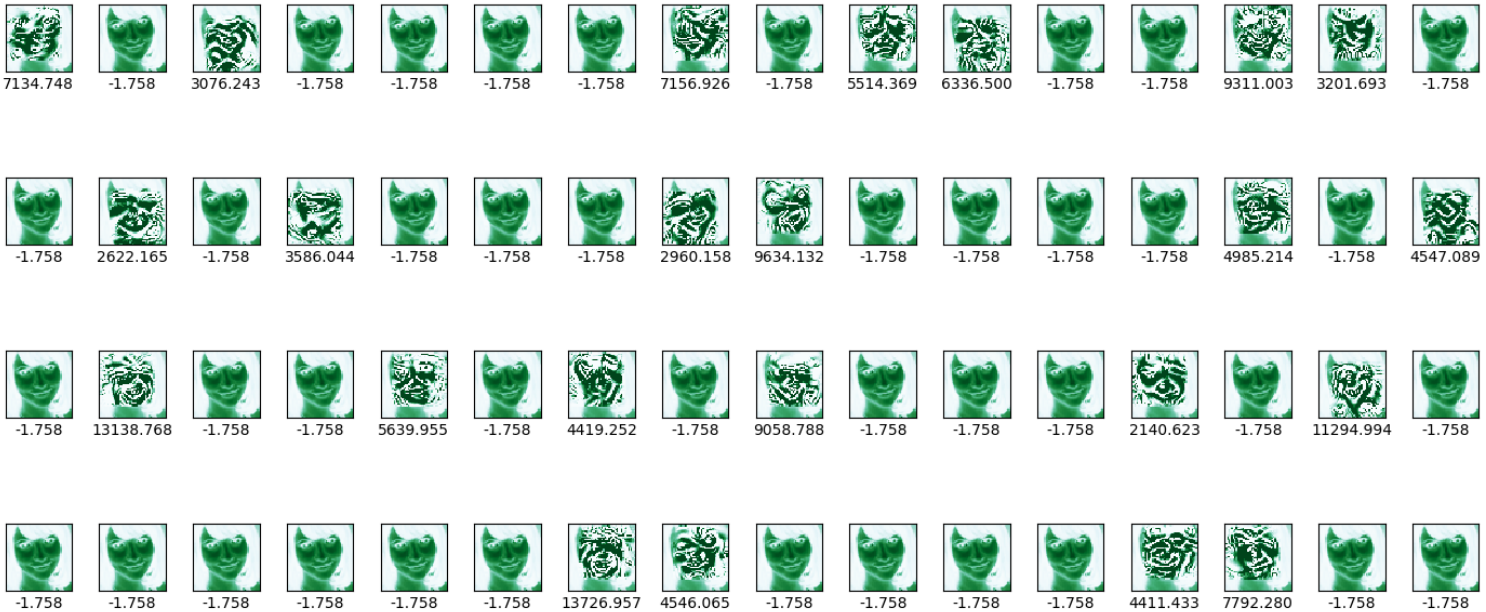


Figure 11:MaxPooling2d_4