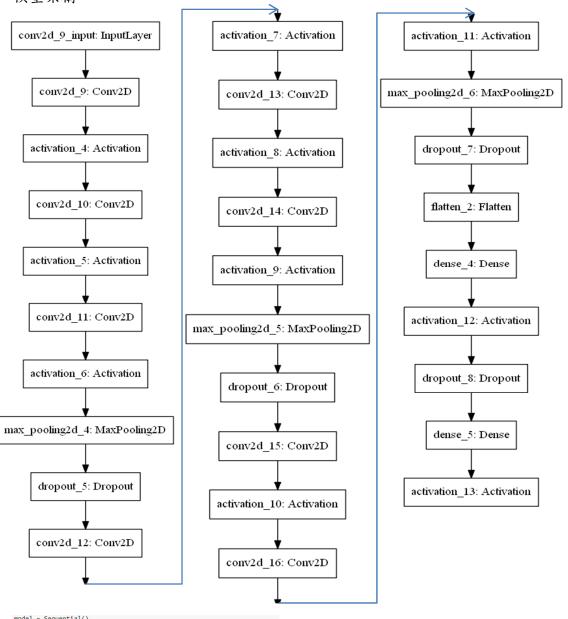
學號:B03901076 系級: 電機三 姓名:林尚謙

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:

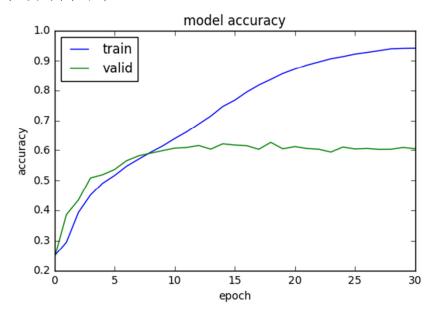
模型架構:



```
model = Sequential()
model.add(Convolution2D(64, 3, padding='same', input_shape=(48,48,1)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Convolution2D(64, 3, padding='same'))
model.add(Convolution2D(64, 3, padding='same'))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D((2,2)))
model.add(Convolution2D(64, 3, padding='same'))
model.add(Convolution2D(62, 3, padding='same'))
model.add(Convolution2D(128, 3, padding='same'))
model.add(Convolution2D(128, 3, padding='same'))
model.add(Convolution2D(128, 3, padding='same'))
model.add(MaxPooling2D((2,2)))
model.add(MaxPooling2D((2,2)))
model.add(MaxPooling2D((2,2)))
model.add(Convolution2D(128, 3, padding='same'))
model.add(Convolution2D(128,
```

Total params: 1,588,423 Trainable params: 1,588,423 Non-trainable params: 0

## 訓練過程與準確率:

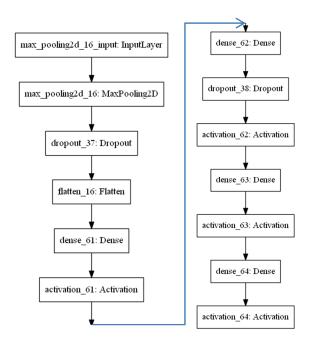


使用最後 20%的 training data 作為 valid data,訓練過程前期 training accuracy 和 valid accuracy 皆呈現增加,在準確率達約 0.6 後,valid accuracy 便不隨 train accuracy 繼續增加,而在 0.6 上下浮動,應該是防止 overfitting 的部分(dropout 等等)沒有做好,或是模型結構的設計還有待改善。

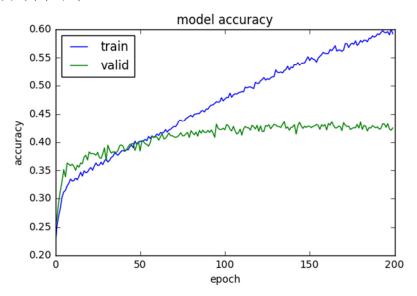
2. (1%) 承上題,請用與上述 CNN 接近的參數量,實做簡單的 DNN model。其模型架構、訓練過程和準確率為何?試與上題結果做比較,並說明你觀察到了什麼? 答:

Layer (type)	Output	Shape	Param #
max_pooling2d_21 (MaxPooling	(None,	48, 48, 1)	0
dropout_47 (Dropout)	(None,	48, 48, 1)	0
flatten_21 (Flatten)	(None,	2304)	0
dense_81 (Dense)	(None,	512)	1180160
activation_81 (Activation)	(None,	512)	0
dense_82 (Dense)	(None,	512)	262656
dropout_48 (Dropout)	(None,	512)	0
activation_82 (Activation)	(None,	512)	0
dense_83 (Dense)	(None,	512)	262656
activation_83 (Activation)	(None,	512)	0
dense_84 (Dense)	(None,	7)	3591
activation_84 (Activation)	(None,	7)	0

Total params: 1,709,063 Trainable params: 1,709,063 Non-trainable params: 0



## 訓練過程與準確率:



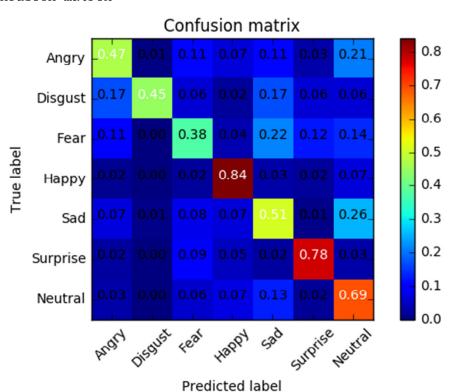
在使用參數量與 CNN 模型差不多的 DNN 模型作訓練時,一開始 training accuracy 和 valid accuracy 會些微增加,但在達到約 0.4 後, valid accuracy 就停止增加,而在 0.42 左右上下浮動。

訓練過程和 CNN 模型比較之下,完成一次 epoch 的速度雖然快上許多,但每次增加的準確率卻很小,並且最後收斂到的 valid accuracy 也比 CNN 模型來得差,顯示在這次圖片表情辨識的工作中,DNN 模型的效果不如 CNN 模型,可能需要特殊設計的模型結構,才能達到較好的效果。

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]

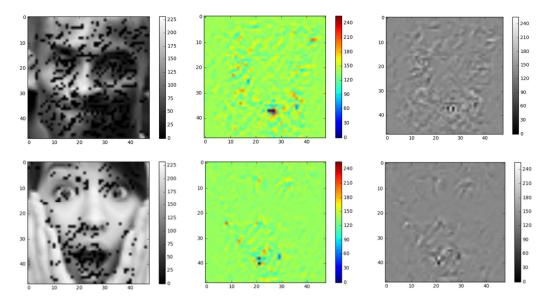
## 答:

## confusion matrix:



由 confusion matrix 觀察可以了解,我訓練出來的模型對於 Angry、Disgust 和Fear 這三種 class 的表情分辨能力較差,都只有不到 0.5 的準確率,其中 Angry 較容易被誤認為 Neutral,Disgust 較易被誤認為 Angry 或 Sad,Fear 較易被誤認為 Sad,而 Sad 則容易被認成 Neutral。

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:



我在處理 Saliency Map 的部分沒有做好,所以結果不太明顯,推測應該是會 focus 在嘴巴還有眉毛的部分,這部分也與情緒表現有直接的相關性。

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:

[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%]