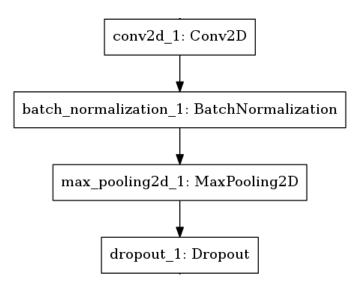
ML HW2 R05922105 資工碩二 陳俞安

(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: None)

我設計每一層 Cnn 右圖所示,經過 convolution 後每個 batch 會做正規 化,接這在進去 pooling layer 將維度 縮小,最後做 dropout。我採的參數固 定有兩個: Conv2D 的 kernel_size = (3,,3), 而 MaxPooling2D 的 pool_size = (2,2)。其他 filter, dropout 參數則隨 意調整。

```
model.add(Flatten())
model.add(Dense(512, activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(512, activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(7))
model.add(Activation('softmax'))
```

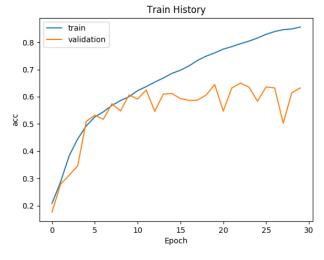


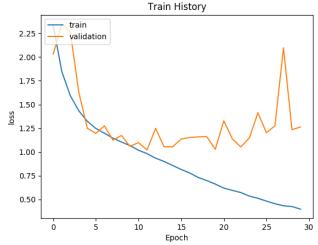
而經過 Cnn 後經過 Flatten 轉成一維,再經過兩層 dense layer ,最後接輸出層。

另外 training 的 epoch 我設為 30 , batch_size = 100。

在最一開始實驗時,我疊了兩層 Cnn ,在 kaggle 的數據為 0.54639 ,於是我馬上再試著多疊上一層 Cnn ,分數便來到了0.58726。接著我又試了四層與五層,分數分別為0.62126、0.63471 ,可以看出分數已經漸漸來到了瓶頸。

最後我選疊了四層的 Cnn ,參數量:5,660,679,要與 Dnn model 做比較。 下左圖是在訓練過程中的準確率,右圖則是 loss。





以下為整體架構圖。

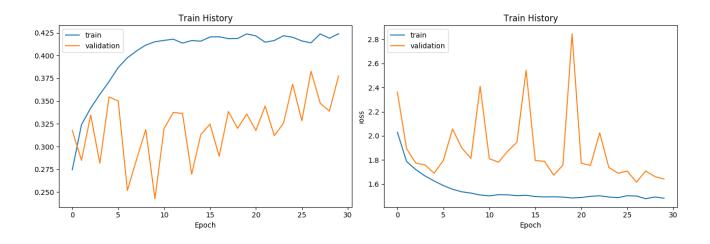
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	640
batch_normalization_1 (Batch	(None, 48, 48, 64)	256
max_pooling2d_1 (MaxPooling2	(None, 24, 24, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 24, 24, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	73856
batch_normalization_2 (Batch	(None, 24, 24, 128)	512
max_pooling2d_2 (MaxPooling2	(None, 12, 12, 128)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 12, 12, 128)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 512)	590336
batch_normalization_3 (Batch	(None, 12, 12, 512)	2048
max_pooling2d_3 (MaxPooling2	(None, 6, 6, 512)	0
dropout_3 (Dropout)	(None, 6, 6, 512)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
batch_normalization_4 (Batch	(None, 6, 6, 512)	2048
max_pooling2d_4 (MaxPooling2	(None, 3, 3, 512)	0
dropout_4 (Dropout)	(None, 3, 3, 512)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 4608)	0
dense_1 (Dense)	(None, 512)	2359808
batch_normalization_5 (Batch	(None, 512)	2048
dropout_5 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_2 (Dense)	(None, 512)	262656
batch_normalization_6 (Batch	(None, 512)	2048
dropout_6 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_3 (Dense)	(None, 7)	3591
activation_1 (Activation)	(None, 7)	0
Non-trainable params: 4,480		

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: None)

在這題中,我設計中間有三層 hidden layer 第一層用 1440 unit,第二層用 1024 unit,最後用 768 unit,最後參數量為 5600295,跟上述 cnn model 的參數量非 常接近。

Layer (type)	Output	Shape	Param #
flatten_1 (Flatten)	(None,	2304)	0
dense_1 (Dense)	(None,	1440)	3319200
batch_normalization_1 (Batch	(None,	1440)	5760
dropout_1 (Dropout)	(None,	1440)	0
dense_2 (Dense)	(None,	1024)	1475584
batch_normalization_2 (Batch	(None,	1024)	4096
dropout_2 (Dropout)	(None,	1024)	0
dense_3 (Dense)	(None,	768)	787200
batch_normalization_3 (Batch	(None,	768)	3072
dropout_3 (Dropout)	(None,	768)	0
dense_4 (Dense)	(None,	7)	5383
activation_1 (Activation)	(None,	7)	0
Total params: 5,600,295 Trainable params: 5,593,831 Non-trainable params: 6,464			

下左圖是在訓練過程中的準確率,右圖則是 loss。波動非常的大。



我發現在 dnn model 下,每一次 epoch 的訓練時間快 cnn model 許多,但在 validation set 上的準確度真的差滿多的,所以我也沒有丟上 kaggle 去看。因為可想分數一定會很差XD 然後可以看出傳統的 dnn model 真的會忽略資料的形狀。影像真的需要看周圍資訊。

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: None)

Normalized confusion matrix 0.49 0.01 0.08 0.05 0.18 0.03 0.16 Angry 0.7 0.26 0.50 0.06 0.03 0.06 0.03 0.06 Digust 0.6 0.05 0.09 0.01 0.37 0.27 0.10 0.11 Fear 0.5 True label 0.07 0.79 0.02 0.00 0.02 0.01 0.09 0.4 Нарру - 0.3 0.07 0.00 0.04 0.63 0.00 0.19 0.06 Sad 0.2 0.03 0.00 0.06 0.03 0.04 0.76 0.08 Suprise 0.1 0.00 0.01 0.07 0.24 0.05 0.02 0.61 Neutral 0.0 Happy sad ¢eat

Predicted label

我的 model 在預測鑄要發生錯誤在:

a. 生氣時,會誤判成傷心、中立

b. 厭惡時,誤判成生氣

c. 恐懼時,誤判成傷心

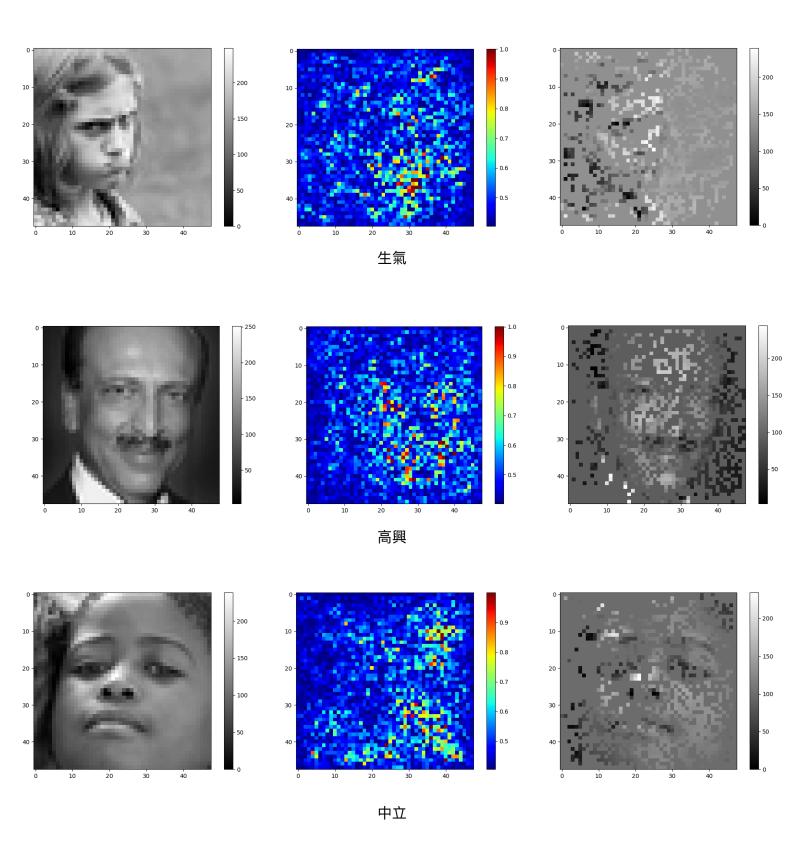
d. 傷心時,誤判成中立

e. 中立時,誤判成傷心

我的模型只有在開心跟驚訝時效果比較好,我覺得是因為嘴巴的特徵比較明顯,可以訓練出比較好的效果。另外我想我的模型應該還有有更多進階的做法才能預測的比較準確,單純只有疊 Cnn 不夠,應該可以試試 ensemble 的方法,訓練多種不同 model 然後把資料分別用這些 model 預測,最後把預測平均起來。若有時間研究我相信能拿到較好分數的機會就大了一點。

 (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: None)

我隨機取的 image id 有 [928,8377,102],他們 label 分別為 0,3,6 (生氣、高興、中立)

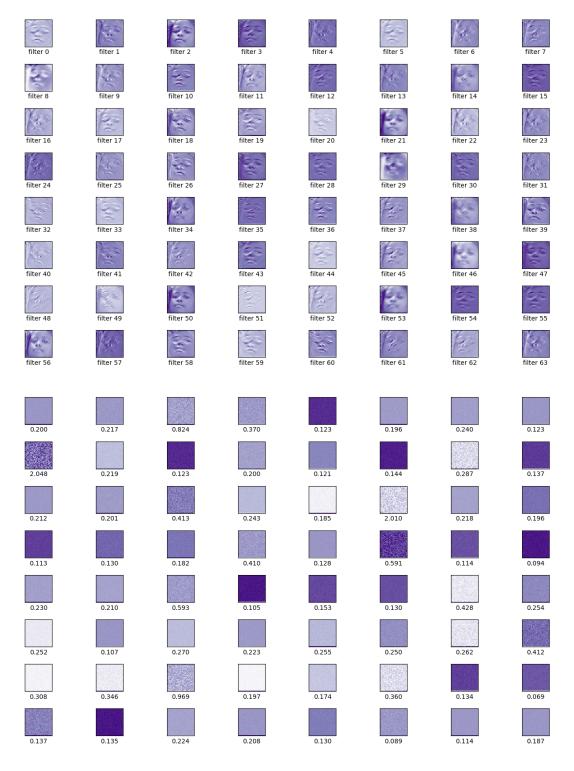


我覺得我隨機取的這些都滿注意嘴巴的,像生氣的那張圖,嘴巴就像是比較主要的。 另外,高興跟中立臉頰部分還佔滿多的,但我覺得臉頰並不會是人在判斷這些表情的 主要依據。但機器卻有拿臉頰來當作判斷依據之一。

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: None)

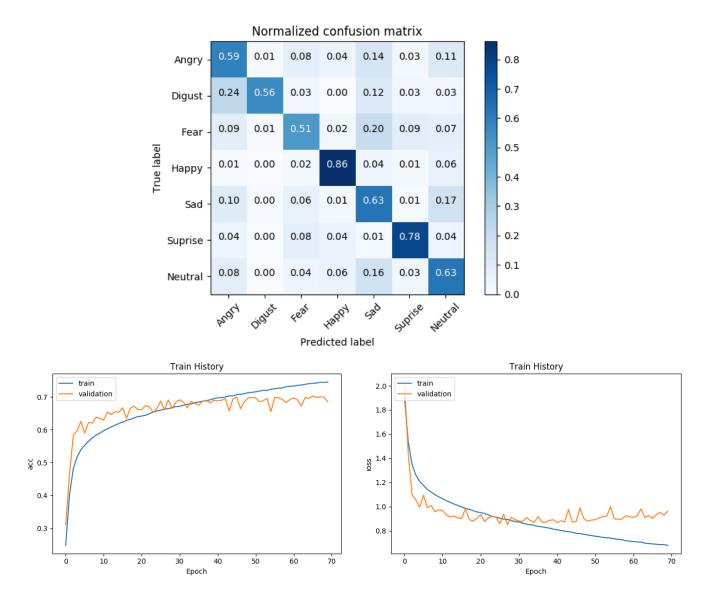
我選了 conv2d_1 來觀察。我的第一層 filter 有 64 個。



把圖片丟進去 filter 後看圖片輸出,是真的可以看出 filter 是真的有對應, 只不過我覺得第一層的 texture 普遍來說滿不明顯的。

Note:

寫完這份報告後,我告訴有機器學期經驗的同學:我疊多層 Cnn 與不段試參數,但 Accuracy 就是難以上升,他告訴我說試試看先做 image processing 可以讓訓練量變大(keras ImageDataGenerator),於是我就試了這個方法,在訓練過程中就有發現 valid accuracy 的確有慢慢上升 (epoch=70),最後在kaggle 我得到 0.68793,以下補上 confusion matrix 與 training history。



Reference:

- 1. http://puremonkey2010.blogspot.tw/2017/07/toolkit-keras-mnist-cnn.html
- https://keras.io/preprocessing/image/