

# Machine Learning Final Report

第27組

0310515 葉尚昀

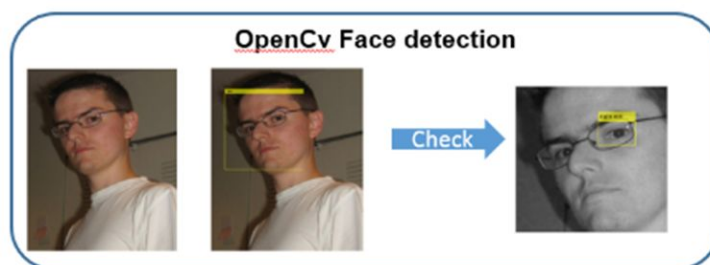
0310527 李韋辰

0310519 陳柏諺

在這次的期末報告中，分別對於影像輸入和轉換的前端端處理、初始所預期的訓練方式Neural Network+Random forest 和最後所使用的Convolutional Neural Network(CNN)進行詳細的闡述和參數的設定。因為一開始所預期的訓練方式為Neural Network+Random forest，但是效果不如預期的理想，所以後來改用CNN的方式來完成，並且得到較佳化的結果。

## ❖ 前端處理：

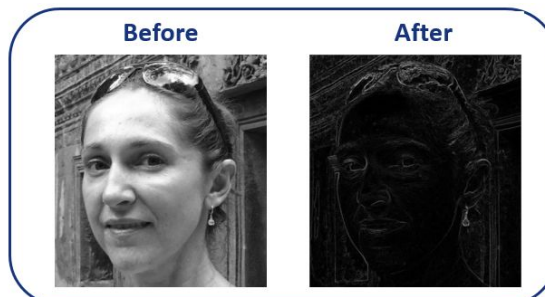
1. 利用OpenCV 的 face detector 找出臉部位置，若臉裡面偵測的到眼睛則確定找到的為正確的人臉，並轉成灰階圖。



2. 對找到的到人臉的圖使用Data Augmentation，平衡每一種資料的數量。
3. 再找一次人臉，其人臉輸出以臉跟眼睛的位置做判斷，擴大輸出的範圍。



4. 利用OpenCV 的 sobel function 取出臉的輪廓，期待降低背景雜訊干擾。



5. 將圖片縮為一定大小，讓後端處理。

## ❖ 後端處理：

### ➤ Neural Network+Random forest

原本預期的做法Neural Network+Random forest:

輸入的資料為灰階值0~255 的經過sobel filter的matrix(60x60)，將資料調整灰階值從原本的0~255 同除上255進行歸一化，避免再neural network 中產生過大的數值。另外由於輸入的維度過高，導致在neural network 和 weight 相乘後數值過大無法訓練，因此在weight 中同除上輸入資料量的維度(3600)，進行訓練。

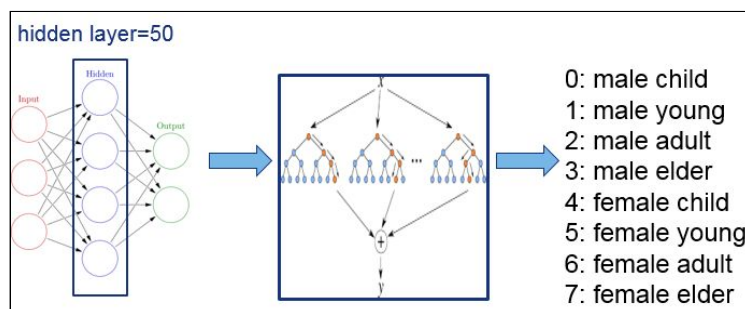
#### 訓練過程:

- 1.以單層的 Neural Network 取出其特徵
- 2.將 Hidden layer 當成特徵向量以 Random forest 的方式算出結果。

#### 分成兩種不同的分類方式

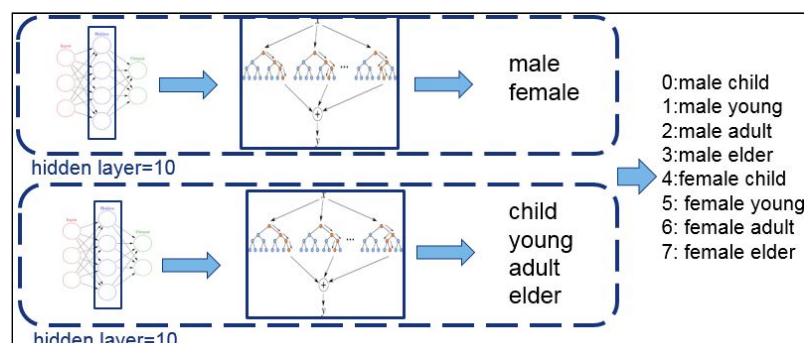
- 1.將全部不同資料同時代入Neural Network進行訓練，取出Hidden layer同時去訓練random forest，一次分八類

neural network 的層數設定為50層，random forest 設定1000顆的樹並且最小的葉子數為100



- 2.將男女資料代入Neural Network進行訓練，取出Hidden layer去訓練random forest 接著再用不同年齡的資料代入Neural Network進行訓練，取出Hidden layer去訓練random forest，每筆資料都具有男女和年紀的標籤，再進行最後的整合。

兩種(男女&年紀)的分類neural network 的層數都設定為10層，random forest 都設定1000顆的樹並且最小的葉子數為100



下方為對於不同的資料和分類方式所產生出來的結果，利用validation計算的正確率:

### Correct rate(原圖)

	直接分成8種	分男女再分年紀
男女Correct rate		48.5%
年紀Correct rate		25.2%
Correct rate	12%	11%

### Correct rate(sobel)

	直接分成8種	分男女再分年紀
男女Correct rate		55.5%
年紀Correct rate		29.25%
Correct rate	15%	14.25%

### Correct rate(原圖+ Data Augmentation)

	直接分成8種	分男女再分年紀
男女Correct rate		56.75
年紀Correct rate		42.75
Correct rate	14.5%	16%

### 討論

從第一個表格和第二個表格來說，無論是直接分成8種還是分男女在分年紀，**取sobel圖分類的正確率比直接用原圖分類的高**，所以可以推估sobel取邊緣確實可以提升正確率，而直接分成8種比分男女在分年紀得正確率來的高，可能是當男女得分錯下又在對年紀分時，建立在錯誤的基礎上，導致成效差，正確率降低。

從第一個表格和第三個表格中，對於利用Data Augmentation來平衡每一種資料的數量所產生的影響，可以從正確率中發現**Data Augmentation有助於分類的成效**，無論是直接分成8種還是分男女在分年紀。

藉由這樣**Neural Network+Random forest**的方法正確率十分的低，結果不如預期的理想，所以改用**Convolutional Neural Network(CNN)**來訓練

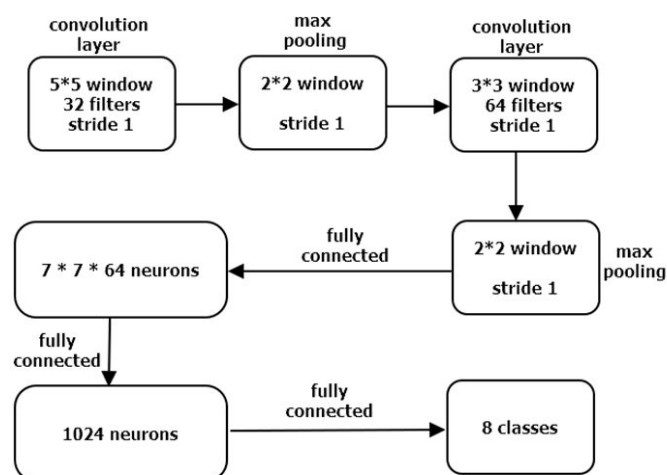
## ❖ Idea 2-CNN

### ➤ 前端處理：

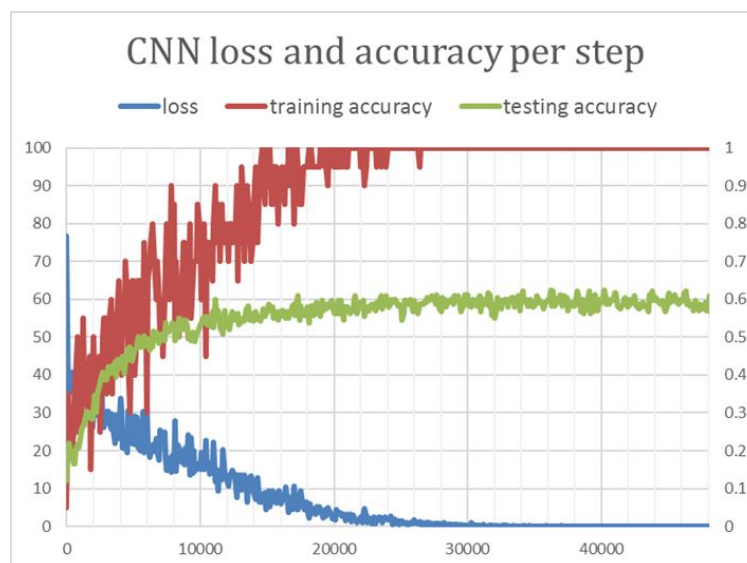
1. 利用OpenCV 的 face detector 找出臉部位置，若臉裡面偵測的到眼睛則確定找到的為正確的人臉。
2. 對找到的到人臉的圖使用Data Augmentation，平衡每一種資料的數量。
3. 再找一次人臉，其人臉輸出以臉跟眼睛的位置做判斷，擴大輸出的範圍。
4. 將圖片縮到 28\*28，並轉成灰階，將灰階值規一化，並對於灰階值開根號 ( $\sqrt{\text{灰階值}}$ ) → 增加明暗之間的差距

### ➤ 後端處理：

1. 使用TensorFlow 建構 CNN 模型。
2. 採用Mini batch增加準確度與運算時間 (size = 20)。
3. 採用Bagging讀取Input資料。
4. 使用AdamOptimizer來修正參數
5. learning rate 0.0001
6. 架構：



目前準度最高約61%，正確率遠大於初始所使用的Neural Network+Random forest



## 問題與討論:

- 1.Data Augmentation 並沒有使資料量如預期的平衡，但確實使資料量平均了一點點，將原本的資料擴增約一千左右，但是取完人臉後，資料仍然部分產生不平均。
- 2.我們使用偵測邊緣的工具Sobel，因把圖片轉成黑白，凸顯了邊緣的部分，但也會使較複雜的背景被凸顯出來。再來此Filter會使臉上只要有顏色陡峭變化的地方都產生圖形，對整個判斷是加分還是扣分，還得再細一步研究才能知曉。
- 3.CNN的參數設定難以找到最好的結果，只能不斷利用iteration的方式人工去嘗試，耗費大量時間。
- 4.臉部偵測的能力，難以上升，會使我們漏掉很多資料量。更可能使我們難以判斷testing data。
- 5.在CNN的架構裡，增加資料後，正確率並無增加，反而從52%遞減到47%，但在 Random forest的架構中，卻能從原本的11%上升到14%，可能是在cnn架構中所產生的52%正確率是overfitting 的現象，因此當增加資料量時，正確率下降。
- 6.CNN中跑太多次step後，會讓loss function跑到nah，使正確率下降，但在此發生之前，跑到一定大小的step則能成功使test accuracy 上升。