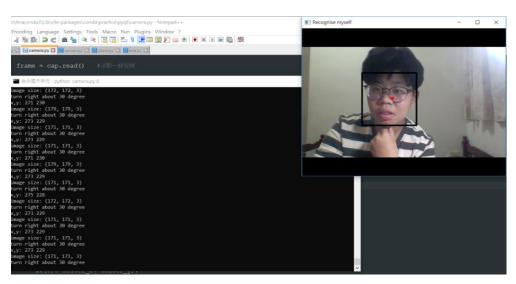
一人臉追蹤

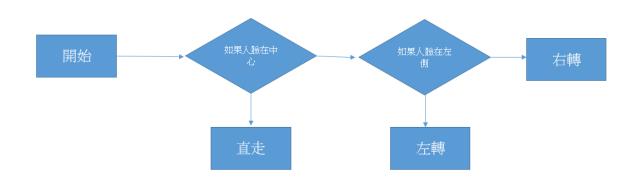
A. 系統架構 本專題系統實現的目標平台是 NVidia Jetson TX2,一個異構的嵌入式平台,六個 ARM 兼容 CPU 核心和一個嵌入式 GPU 以及 256 個 CUDA 核心。 其系統架構設計主要是以即時性以及準確性作為設計的主軸。

B 人臉偵測 人臉偵測主要是利用 Viola 和 Jones 提出的 AdaBoost 演算法,從 Harr-like 特 徵資料庫中分類出最能代表人臉特徵的一組特徵群,再利用此組特徵群找人臉 的依據, 將人臉從影像中標示出來,如此將可以去除不重要的背景資訊。



x,y: 283 225 image size: (185, 185, 3) turn right about 30 <u>deg</u>ree

C 人臉追蹤 在追蹤部分 我們利用 GPIO 來結合 Jetson tx2 以及 DE1-soc 的馬達驅動來進行 簡單的人臉追蹤。



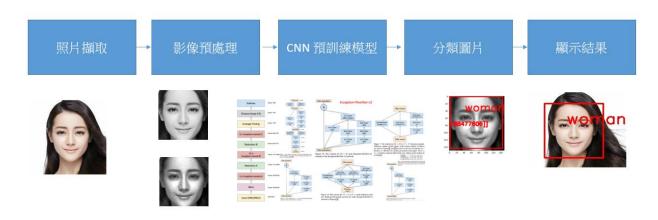
透過本次的人臉追蹤可以發現,這項的流程圖太過於簡單,在實際的應用上或出現許多不可預測的狀況,因此在演算法方面還有很大的改善空間。

二性別辨識

性別辨識的部分由於需要龐大的運算量,因此我們將圖片資料傳回筆記型電腦來進行運 算。

性別辨識流程圖如下:

先進行照片擷取,再來將照片進行預處理,放置 CNN 模型進行訓練,最後進行分類。

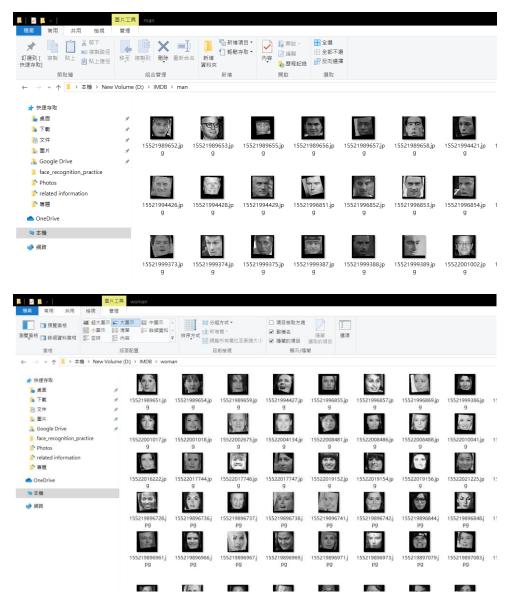


A.數據圖片準備

為使訓練速度以及辨識精確度達到平衡,本專題準備約一萬張照片,作為訓練資料集、測試資料集以及驗證資料集。

而根據目標應用需要偏向東方臉孔特徵,數據來源除了會有網路上熱門資料庫 IMDB、Adience database 等之外,還會另外自行拍攝照片(在實際應用場域拍攝),並放入資料庫 進 行網路的訓練。





B.資料預處理 資料預處理的方法是採取傳統的影像處理(前處理的步驟為參考文獻[3]的方式),目的是為了降低預處理這部分所花的時間,留下多一點的運算時間給後端的卷積網路。 1.資料前處理資料前處理總共有五個步驟,而整個流程的主要目的是讓訓練和測試的影像能在同一個基準上。五個步驟分別為人臉偵測(Face Detection)、人臉校準(Face Calibration)、大小調整(Resize)、灰階化(De-colorization)及直方圖均化(Histogram Equalization)。









原始圖片

灰階以調整照片大小 直方圖均衡化

使用預處理模型進行分類



顯示圖片

- (1)人臉偵測人臉偵測主要是利用 Viola 和 Jones 提出的 AdaBoost 演算法,從 Harr-like 特 徵資料庫中分類出最能代表人臉特徵的一組特徵群,再利用此組特徵群找人臉的依據, 將人臉從影像中標示出來,如此將可以去除不重要的背景資訊。
- (2) 人臉校準 人臉校準主要是利用人的雙眼連線幾乎為水平的特性,即可透過雙眼連線的角度,作為校準的依據。如此將可以降低因人臉旋轉造成的誤差。而運用在實作上,將會給定一組臉部標誌(輸入坐標),目標是將圖像扭曲並轉換為輸出坐標空間。

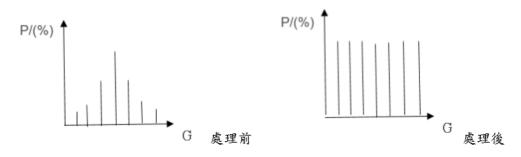
最後輸出的坐標空間中,整個數據集中的所有臉將會:

1.以圖像為中心。 **2.**旋轉使得這樣的眼睛位於水平線上(即,臉部旋轉使得眼睛沿著相同的

y 坐標)。

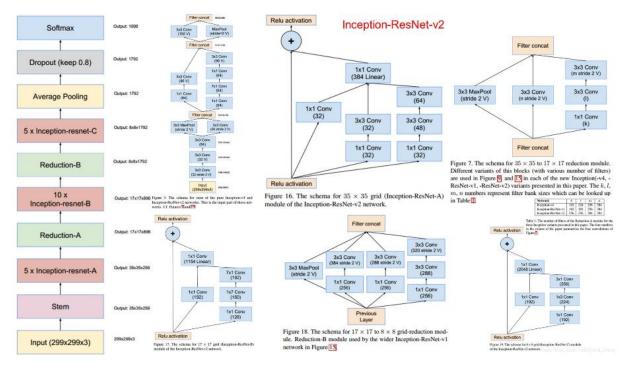
- 3.縮放使得面的大小大致相同。
- (3) 大小調整、灰階化 前處理中,我們將統一訓練和測試影像的大小調整為:長寬 64*64,如此不僅能減小影像中的雜訊,也能加快後面步驟的處理。而特徵擷取主要是運作在灰階化的影像上,所以將影像灰階化也是我們的必要步驟。
- (4) 直方圖均衡化 直方圖均衡化的目的是加強影像亮度的對比,能減少影像因環境光線的強弱造成的誤差。基本的概念是透過調整圖像的灰階分佈,使得在 0~255 灰階上的分佈更加均衡,提高了圖像的對比度,達到改善圖像主觀視覺效果的目的。 原理上是對圖像進行非線性拉伸,重新分配圖像像元值,使一定灰度範圍內像元值的數量大致相等。這樣,原來直方圖中間的峰頂部分對比度得到增強,而兩側的谷底部分對比度降低,輸出圖像的直方圖是一個較平的分段直方圖:如果輸出數據分段值較小的話,會產生網略分類的視覺

效果。灰度直方圖是灰度級的函數,反映的是圖像中具有該灰度級像素的個數,其橫坐標是灰度級 r, 縱坐標是該灰度級出現的頻率(即像素的個數) pr(r),整個坐標系描述的是圖像灰度級的分佈情況,可以看出圖像的灰度分佈特性,即若大部分像素集中在低灰度區域,圖像呈現暗的特性;若像素集中在高灰度區域,圖像呈現亮的特性。下圖所示是直方圖均衡化,即將隨機分佈的圖像直方圖修改成均勻分佈的直方圖。



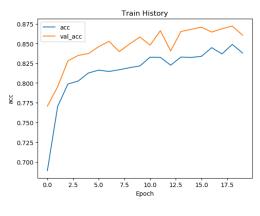
C. CNN 架構

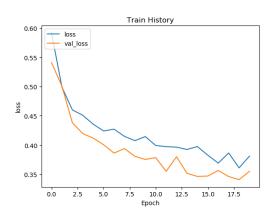
由於我們蒐集的資料量小,因此採用 CNN 的 pretrained - model 進行訓練。在這裡我們選用的是,keras 的 Inception-resnet 來進行訓練。此網路具有具有 inception 及 resnet 網路架構的特性,可以降低大量參數的訓練以及能夠提高運算的效能。



實驗結果:

我們利用筆記型電腦的 GPU 1080 啟動 tensorflow-gpu 訓練了 20 次,花費時間約為 20 分鐘,最後得到的訓練結果的準確值為 85.97%。

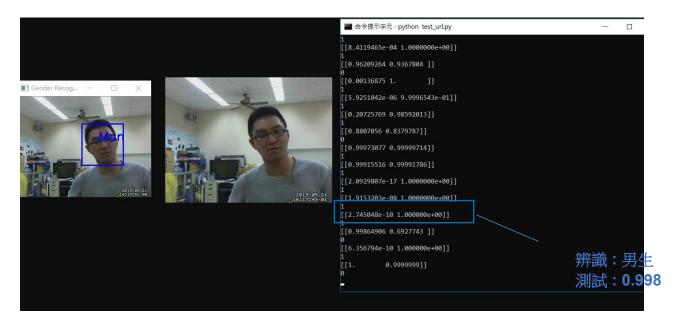




Acc and val-acc

Loss and val-loss

實際測試:



經過本次專題,可以發現,要將性別辨識實際應用在現實生活本身就是個挑戰,一方面是性別本身,即使是人類去利用肉驗觀測,有時就會有錯誤的辨識。另一方面,在進行深度學習的辨識,除了資料庫預處理可能不夠優化,還有網路架構調校的改進都還有很多相關理論可以去進行改善。