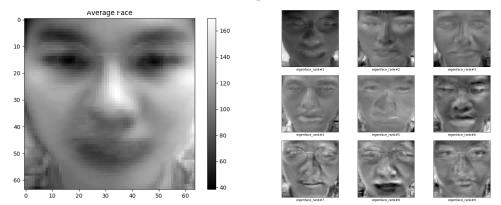
學號:B03901101 系級: 電機三 姓名:楊其昇

1.1. Dataset 中前 10 個人的前 10 張照片的平均臉和 PCA 得到的前 9 個 eigenfaces:

答: (左圖平均臉,右圖為 3x3 格狀 eigenfaces, 順序為 左到右再上到下)



可以發現最主要的 eigenfaces 大致上為不同人的人臉,我想這也符合預期,畢竟是拿十位不同人的十張照片來做 PCA,所以最後最主要的 eigenfaces 便應該會是這些人的基本表情。

1.2. Dataset 中前 10 個人的前 10 張照片的原始圖片和 reconstruct 圖 (用前 5 個 eigenfaces): 答:(左右各為 10x10 格狀的圖,順序一樣是左到右再上到下)



將 reconstruct 的圖和原圖作比較可以發現大致上還是可認出這個人的長相,但是同一個人的不同張照片最後看起來的結果卻會差不多,無法還原出原本的細微表情差異。 我想是因為原本各自的表情資訊是保存在非前五張的其他 eigenfaces 上,因此

1.3. Dataset 中前 10 個人的前 10 張照片投影到 top k eigenfaces 時就可以達到 < 1% 的 reconstruction error.

答:(回答 k 是多少)

根據以下公式:

def est\_error(e\_face):
return np.sqrt(((e\_face-pic)\*\*2).sum()/(e\_face.shape[0]\*e\_face.shape[1]))/256

當 k=60,會使得 reconstruction error < 1%

2.1. 使用 word2vec toolkit 的各個參數的值與其意義:

答:

min\_count: 若出現次數小於此值,則會捨棄該字,我將該值設為7(預設值:5)。

size: 將字轉成向量後的維度,設為250(預設值:100)。

window: 設定在字與字之間最大跳過的長度(可以想成我們在意多少一個單字的左右鄰居),設為3(預設值:5)。

negative: 為了降低計算不同詞之間的相似度所需的時間,因此便進行一些取樣,設為 5 (預設值:5)。

iter:訓練模型的遞迴次數,設為5(預設值:5)。

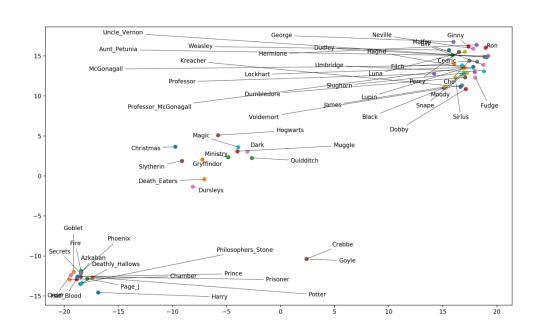
alpha: 每次更新參數的幅度, 設為 0.05 (預設值: 0.025)。

cbow: 決定訓練時要用的模型, 0: continuous bag of words (僅考慮詞出現的頻率); 1:

skip-gram model(根據附近的詞來預測應該是哪個詞)。設為 0(預設為 1)

2.2:. 將 word2vec 的結果投影到 2 維的圖:

答:(圖)



## 2.3. 從上題視覺化的圖中觀察到了什麼?

## 答:

在調參數的過程中,我觀察到當 vector 的向量維度調得愈大的時候可以把字分得愈明顯,因此我將維度調成 250 維。在上圖中可以發現,這些點大概被分做三群,而且可以發現關係密切的名詞大部分會靠在一起,例如榮恩、妙麗那一群等等互相有愛恨情仇的人的名字會聚在一起、鳳凰會和阿茲卡班這些比較偏機構類或者物品類的名字會聚在一起,另外一群則大概都是跟學校有關的東西,像魁地奇、葛來分多之類的。

3.1. 請詳加解釋你估計原始維度的原理、合理性,這方法的通用性如何? 答:

在這個題目中我嘗試了三種方法:

- (1)直接對測資做 SVD,觀察回傳的 singular value 的大小直接設一個門檻(我設 2300) 來決定應該要選幾維當作答案,上傳到 Kaggle 後 public 的正確率大概都在 0.4 左右,後來發現,隨著真實維度的增加,門檻值也會隨之降低,直接寫死不是個好方法。
- (2)聽windQAQ分析說,因為所有測資的產生都是從較低維度的高斯分佈經過一些 拉拉扯扯的處理後變換到高維,因此在高維的某些點他們的值會很接近,因此利用作 業說明中所提供的 gen.py 所產生的 1~60 維不同的資料,計算這些資料中每個點和其最 近的那個點的距離,並將這些距離的標準差當作這個維度的特色記錄下來,最後共有 60 筆標準差的資料,最後再用同樣的方法處理測資,比較其標準差和哪個維度最接近 來當作答案。不過缺點是這個方法的計算量有點大,所以紀錄標準差時,每個維度不 能產生太多筆資料,導致有時候如果取樣點不足,便會受隨機的部分影響產生爛結果, 而最後在判別測資時也一樣,由於計算量的關係只能大概取個幾千筆資料來判斷,無 法全部都下去算,因此最後丟到 Kaggle 上 public 部分的結果時好時壞,大概在 0.33 ~ 0.14 之間。
- (3)採用助教的方法,在資料集中隨便找一些參考點(找了十個),並尋找和其最近的幾個點(我設 200)當作是該參考點上切平面附近的點,再做 PCA,將得到的 singular value 的值簡單處理一下(除以當中的最大值,並再扣掉其平均),便將其當作該維度的特色,最後再經過 Linear SVM 找出最符合每個維度 singular value 趨勢的線。而在檢驗測試資料的維度時也經過一樣的處理,最後丟進去之前經過 SVR 跑出來的模型,便可以得到預測的維度。在不改 sample code 的情況下,直接丟到 Kaggle 上,public 的部分便有 0.14,而且運算相較方法二所需時間也少了許多,最後再稍微調一下參數(例如將 sample 的點提高,或者將其 penalty parameter 調高一點)便能夠輕鬆地跨過baseline。附帶一提,為了降低每次隨機的結果導致最後預測的差異,因此我一開始便有先手動設定 random seed。
- 3.2. 將你的方法做在 hand rotation sequence datatset 上得到什麼結果?合理嗎?請討論之。答:

因為想不到其他更好的方式,所以我便直接暴力使用 PCA,將資料(481 張照片)從原本的 481\*245760 維降成 481\*100 維,並將此作為一個 data set,然後再利用助教提供的方式最後估算得到的維度為 11 維。而我想這樣的結果或許也稱得上合理,因爲每張照片的資訊其實都一樣,差別只在於手選轉的角度不一樣而已,因此若我們已經有了手的資訊以及其他背景資訊的話,只再需要一些其他資訊便能夠完整表達這個 data set 中的一張圖片。