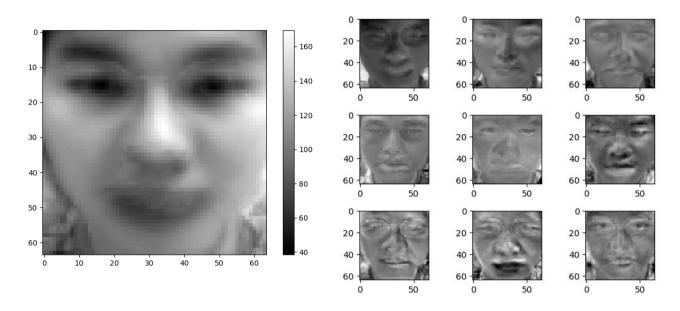
學號:Bo3901030 系級:電機三 姓名:蕭晨豪

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)



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)



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.

當 k = 59 時 RMSE 約為 o.o10007,當 k = 60 時 RMSE 約為 o.009716,因此能達到 RMSE < 1% 的最小 k 為 60

2.1. 使用 word2vec toolkit 的各個參數的值與其意義:

大略說明幾個較重要的參數,括號後為預設值,我的使用值寫在 2.2 中 cbow(=1):決定是否使用 CBOW(continuous bag-of-words) model, 1 為使用 skip-gram size(=100):決定將 word embed 到多少維的向量,也就是用多少維的向量去代表一個字 min_count(=5):出現次數在此參數以下的字在訓練時均不列入計算 window(=5):決定對於任意一個字來說,前後多少的字會被算在同一個 context 裡面,

也就是在算向量的相似度時會把這些字當成相近的字

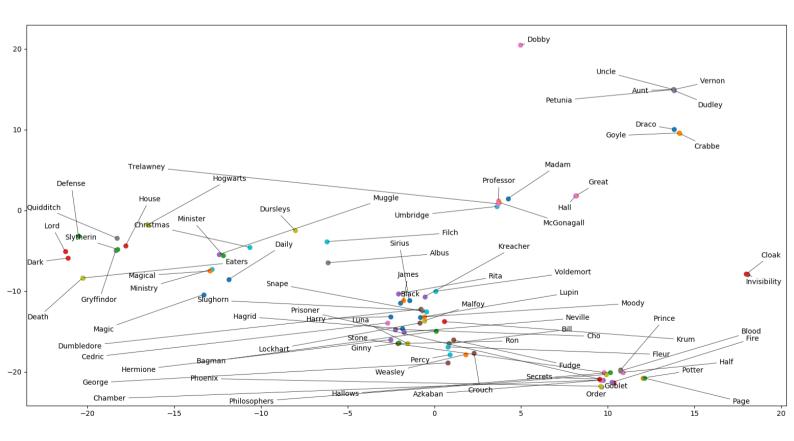
negative(=5):在訓練的時候我們會想辦法讓相近的字之間的向量相似度很高,簡單來說會想要最大化 $\frac{v_w \times v_{near}}{sum(v_w \times v_{others})}$,其中分子是代表該字的向量與附近的向量乘積,分母是該字與其他的字的乘積的和,可是把所有其他的字找完太花時間,因此 negative sample 就是隨機的取一些字來當作分母計算用的其他字

iter_(=5):訓練的迭代次數

alpha(=0.025):初始的 learning rate

2.2. 將 word2vec 的結果投影到 2 維的圖:

使用: (cbow = 1,size = 100, min_count = 10, window = 5, negative=5, iter_ = 5, alpha = 0.07)



2.3. 從上題視覺化的圖中觀察到了什麼?

可以看到書名有關的詞聚成一群,一些本來在書中成對出現的詞彙(Invisibility Cloak, Great Hall 和 Death Eater)在 TSNE 上幾乎重疊,幾個熟知常一起出現的詞彙也都離的 很近(ex: (Harmonie, Ron),(Hogwarts, Christmas),(Dark, Lord)...)

可以看出當詞在書中距離很近時,在 word2vec 時會訓練成兩個相似度很高的向量

- 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? 我使用了兩種方法:
- (1)據題目所述產生 1~60 維映到 100 維的 data(每個初始維度 10000 筆 data),對任意一個 dataset,我計算其中每一筆資料與他的 1-nearest neighbor 的 Euclidean distance,之後對這些 distance 求標準差,產生一個標準差的 list。對欲預測的資料我也用相同方式求出一個標準差,與 list 中的標準差比對,取相差最小的維度作為答案。此方法的想法是我認為原始資料的維度不同,在高維空間中分散程度也會不同,因此取最近的距離來觀察不同維度之間的差異性。在 Kaggle 上最好的分數為 0.13211 (2)助教的作法,生成不同初始維度映到 100 維的 dataset,對任意一個 dataset 抽一些點並計算這些點的 200-nearest neighbor 的 eigenvalues 的平均值。之後使用 SVR 去訓練輸入 eigenvalue 輸出 dimension 的模型,在預測維度時將欲預測資料的eigenvalue 平均值輸入訓練好的模型中並得到 output,對 output 做 rounding(因為維度都是整數)得到答案,在 Kaggle 上最好的分數為 0.10034 此方法是看在 100 維上的資料究竟有多少 eigenvalue 足夠大到可以代表低維度的原始資料,因此 eigenvalue 的平均應該跟原始資料的維度大致呈正相關。以上兩種方法均會使用到資料如何產生的資訊,藉此生出一堆同樣性質的資料並觀察其統計特性,因此若要用來預測其他資料的原始維度,可能必須要知道其他資料的產
- 生方式或是其他資訊才能預測。

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。

我直接將原本的 512*48o 圖片用 PIL 中的 reshape 縮成 10*10 的圖片,並將各個圖片展開成一維得到(481,100)的資料,帶入原本第三題已訓練好的 SVR model 中,帶入後得到的維度是 2,和我的預測不太相同,以下說明我的想法:

我的理解是一個 dataset 的維度取決於要用多少個參數才可以區分他與 dataset 中的其他所有資料,若今天我的 dataset 是一個半徑固定的圓上面的點,則我只要知道角度就可以區分所有資料了,因此此 dataset 的維度應該是 1。利用此想法,這些手轉杯子的圖片是一堆三維繞著某軸旋轉的資料投影到某個二維平面上,因此若只取三維空間中某特定點來看,在二維平面上形成的 dataset 應該是在一個橢圓上,而橢圓我也認為是一維的,因此應該只需要一維就可以描述這些圖片了。

造成差異的可能性有三(1)我對資料維度的理解是錯誤的,圖片的真實維度可能不能這樣想(2)我對維度的理解是正確的,但這些圖片有涵蓋其他的資訊(3)圖片並不是由原本那些 layer+elu 所產生的,因此資料特性完全不同,不論 1 或 2 維都不是正確答案。