

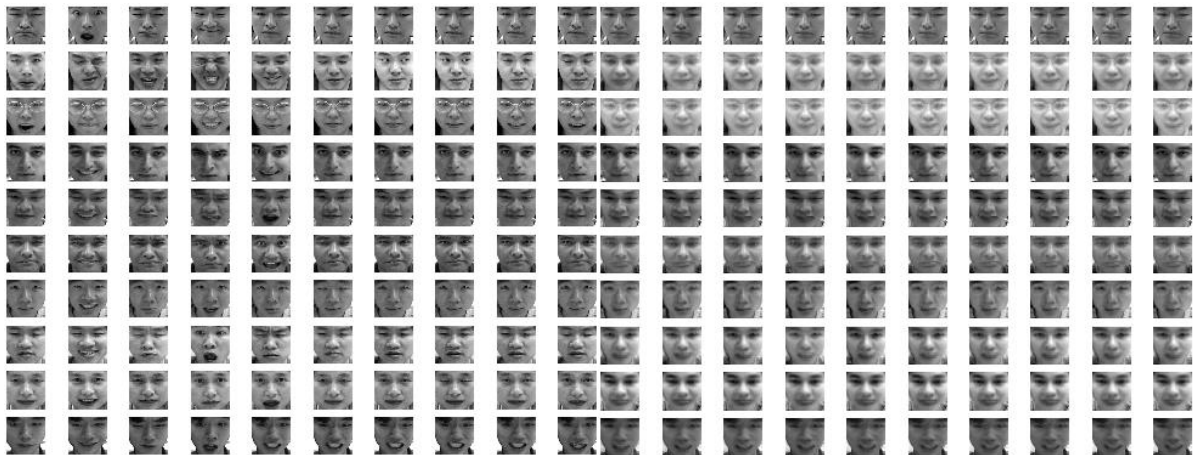
1.1. Dataset 中前 10 個人的前 10 張照片的平均臉和 PCA 得到的前 9 個 eigenfaces:

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



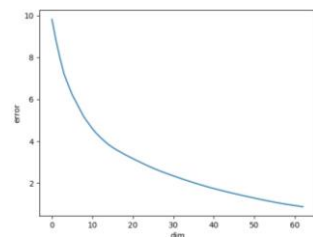
1.2. Dataset 中前 10 個人的前 10 張照片的原始圖片和 reconstruct 圖 (用前 5 個 eigenfaces):

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.

答：(回答 k 是多少)



56	1.05499494076
57	1.02005386353
58	0.987424910069
59	0.958967864513
60	0.92976218462

K 是  $(58+1) = 59$ .

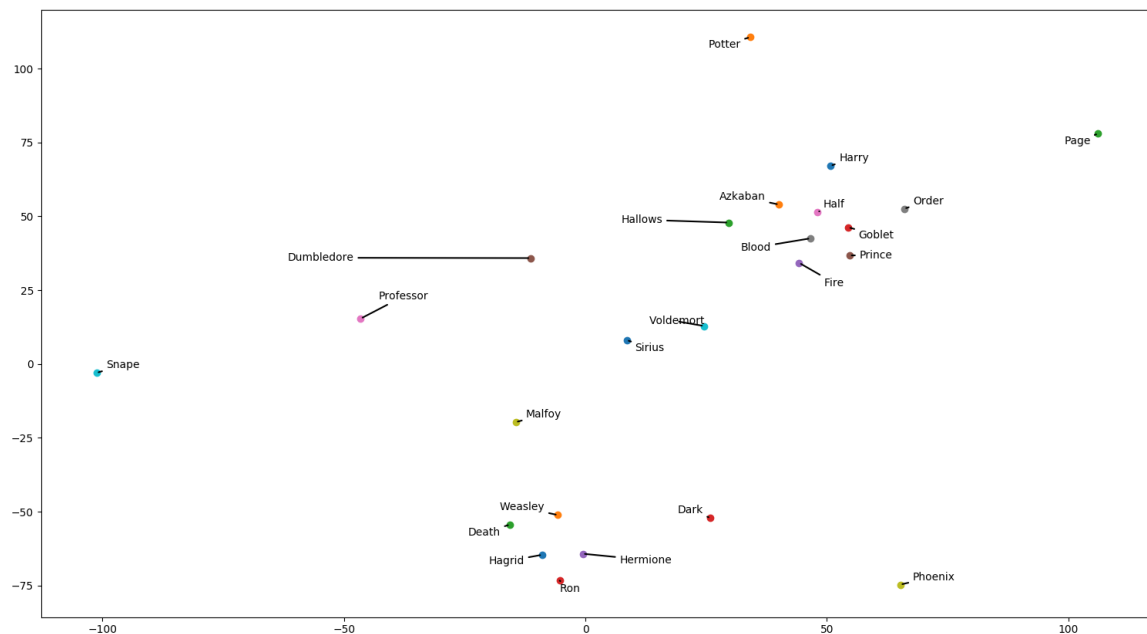
2.1. 使用 word2vec toolkit 的各個參數的值與其意義：

答：

size 是指字矢量的大小，影響其實不大因此設置 50。window 是設置要在單詞之間的最大跳過空格，設置為 5。sample 是把出現率高的詞彙，降低採樣，採用了其建議 '1e-5'。min\_count 是把我設定出現小於 500 次的單詞刪除。alpha 是 learning rate，設置為 0.025。iter 為訓練時的次數，設定為 30。

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：

基本上 7 本書名會集中一團，而一部分人名出現率高的會集中另一團，其他的人名或出現頻率稍微低的則分散在各個地方。

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：

助教有說給的 data 的訓練方式是從原始維度（範圍 1-60），擴張到 1 萬到 10 萬之間。至於在擴展的過程中，因採用  $wx+b$ ，把原始的 feature 放大，再用 Nearest Neighbour 這個 unsupervised learning 找出 data 的 feature。因此只要逆推 data，就可以還原其原本的維度。

首先要用同樣的手法生產出 train data，並標記其 label（其原始的維度），即變成 supervised learning。接下來，使用 SVR 訓練 train data 以得到 model，然後把助教給的 data 用 model 找出其原始維度。

在通用性上，這個估計原始維度是在已知其最低維度是非常有效，但是卻只能侷限在已知的訓練方法。

3.2. 將你的方法做在 hand rotation sequence dataset 上得到什麼結果？合理嗎？請討論之。

答：

目前是預設原始維度在 1 到 10 之間，因此得出的結果也會落在其上面。其結果的精準讀可能不會很高，畢竟在不知道其原始維度落在的範圍。

首先，把  $512 \times 480$  的圖片變成 245760 的 feature，但是這個矩陣會變得非常大，造成記憶體不足。因此爲了能把以上的方法套用，把這個 245760 的 feature 切成 8 份，然後進行 8 次測試，再把結果相加就是原始的維度了，雖然這樣是使程式可以運行，但是精準讀會降低，因爲會有相同的 feature 出現。

結果經過 model 算出來的維度是，8.97426。