

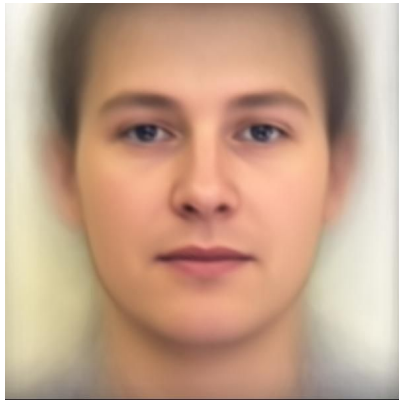
Machine Learning HW7 Report

學號：R07922134 系級：資工碩一

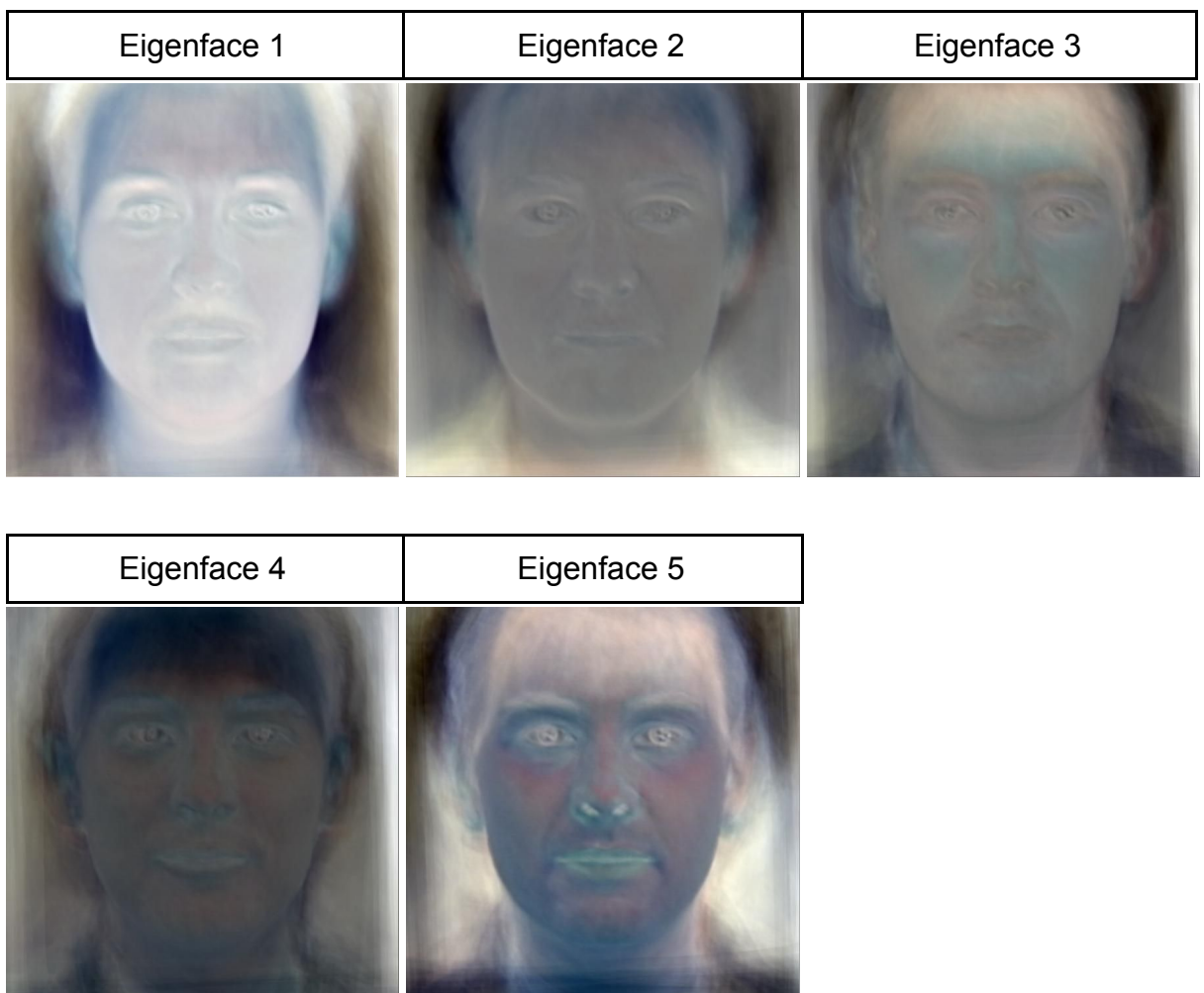
姓名：陳紘豪

1. PCA of color faces:

a. 請畫出所有臉的平均。

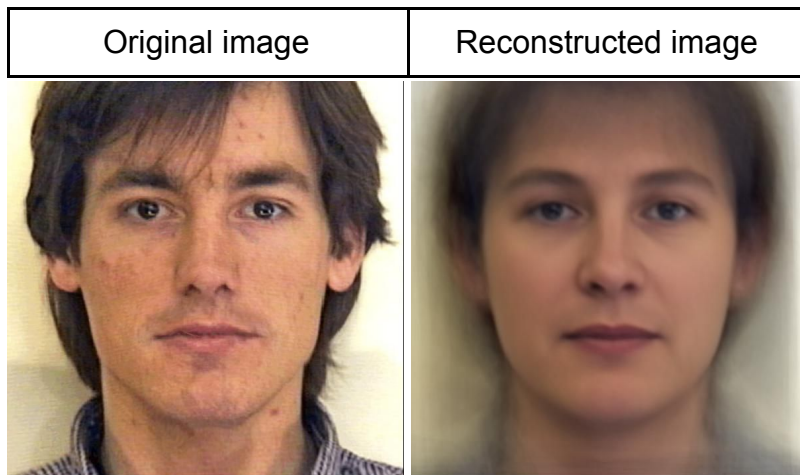


b. 請畫出前五個 Eigenfaces, 也就是對應到前五大 Eigenvalues 的 Eigenvectors。

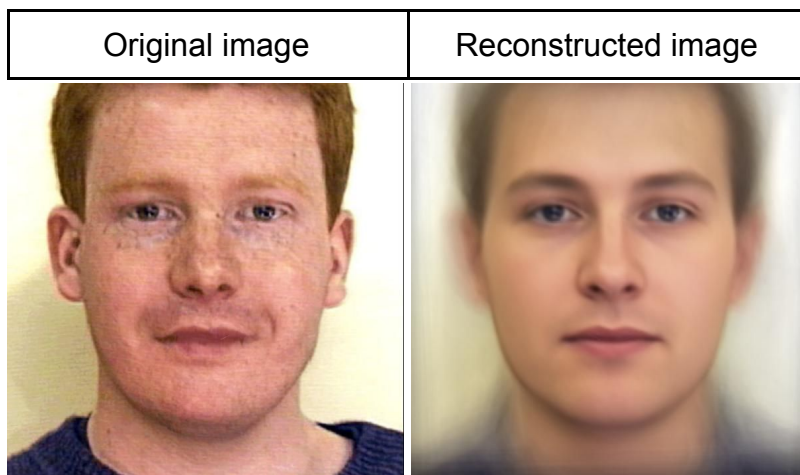


- c. 請從數據集中挑出任意五張圖片，並用前五大 Eigenfaces 進行 reconstruction，並畫出結果。

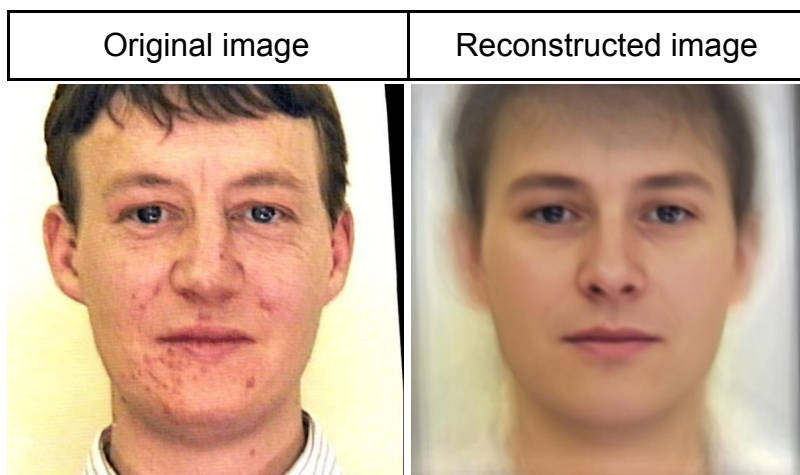
0.jpg



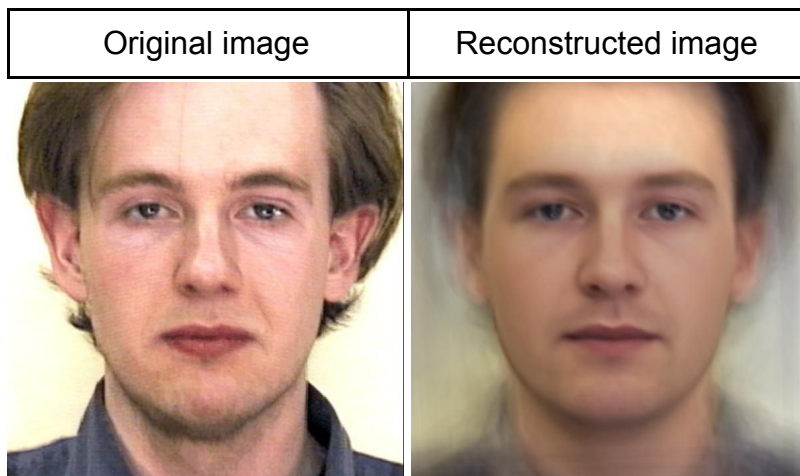
69.jpg



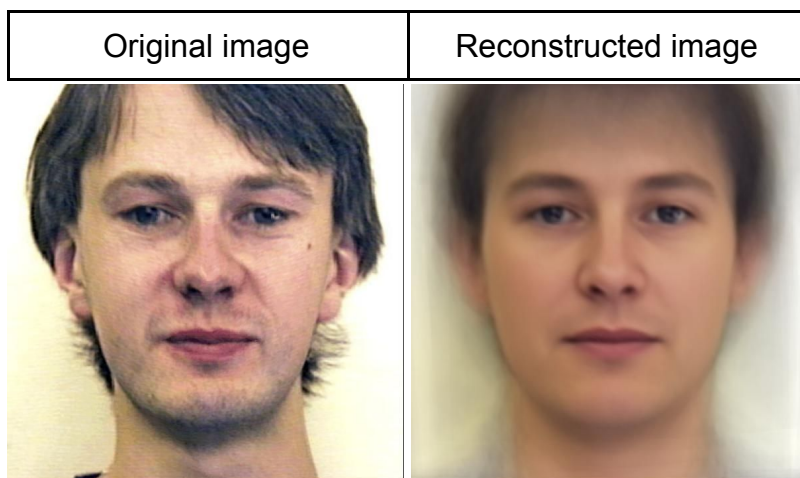
87.jpg



111.jpg



414.jpg



- d. 請寫出前五大 Eigenfaces 各自所佔的比重，請用百分比表示並四捨五入到小數點後一位。

Eigenface 1	Eigenface 2	Eigenface 3	Eigenface 4	Eigenface 5
4.1%	2.9%	2.4%	2.2%	2.1%

2. Image clustering:

- a. 請實作兩種不同的方法，並比較其結果(reconstruction loss, accuracy)。(不同的降維方法或不同的 cluster 方法都可以算是不同的方法)

註：Reconstruction loss 統一都用 MSE 去計算，pixel 值範圍是在 $[-1, 1]$ 之間

方法一：Autoencoder 降到 64 維，再用 t-SNE 降到 2 維，最後用 K-means 分 2 群

Reconstruction loss	Public Accuracy	Private Accuracy
0.03070498320754546	0.96974	0.96935

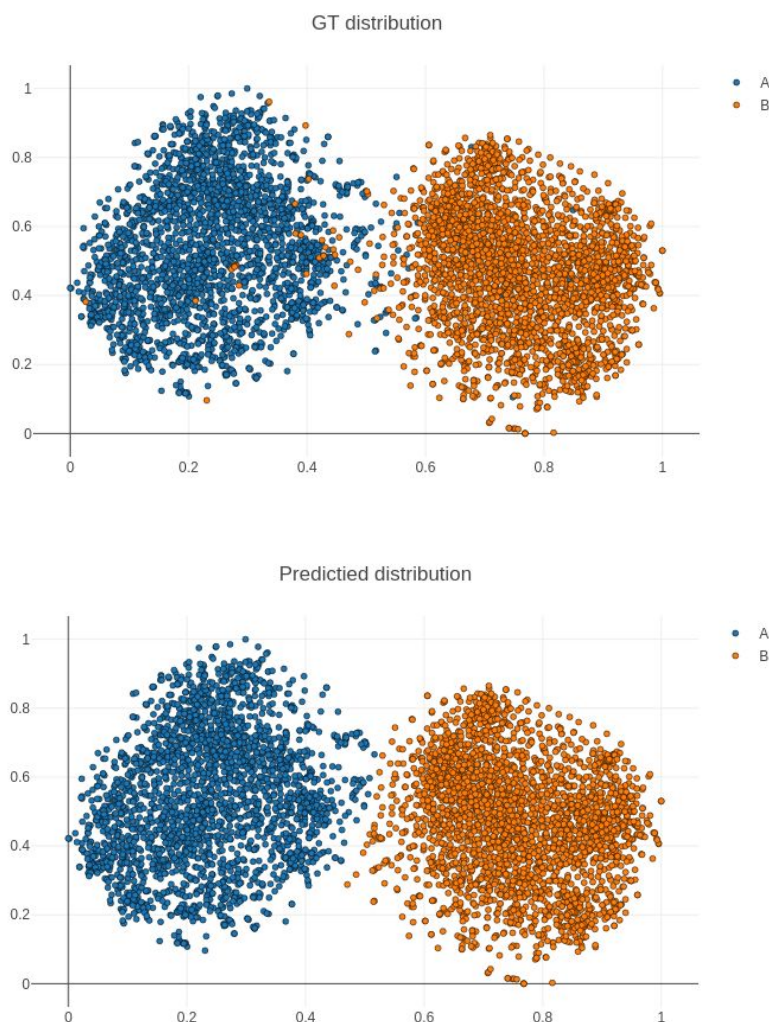
(方法一的成績是 kaggle 上較好的成績，但考慮到執行時間，在 cluster.sh 中我 reproduce 的結果是另外一個 public 為0.96766 的分數)

方法二：PCA 降到 10 維，再用 K-means 分 2 群

Reconstruction loss	Public Accuracy	Private Accuracy
0.08372610062360764	0.50096	0.50019

在進行降維前，我都有把圖片 normalize 到 $[-1, 1]$ 之間，所以算出來的 MSE loss 才會是小於 1 的小數，由這兩個方法的結果看來，單純只用 PCA 降維的 accuracy 只有 0.5，跟亂猜沒什麼兩樣，但是若是使用 autoencoder + t-SNE 可以達到相當高的 accuracy，相較於傳統的 PCA，autoencoder 學出來的 latent features 比較能完整的表達出兩個 dataset 的相異性

- b. 預測 visualization.npy 中的 label，在二維平面上視覺化 label 的分佈。
(用 PCA, t-SNE 等工具把你抽出來的 feature 投影到二維，或簡單的取前兩維2的 feature)
其中visualization.npy 中前 2500 個 images 來自 dataset A，後 2500 個 images 來自 dataset B，比較和自己預測的 label 之間有何不同。



這兩張圖的結果，是先經由 Autoencoder 降到 64 維再用 TSNE 降到 2 維後可視化的結果，其中上圖是利用 Ground-truth labels 所畫出的圖，下圖是利用 kmeans 分 2 群後所預測出 labels 所構成的圖。

可以觀察到 kmeans 做分群會根據點彼此的距離分成兩個 clusters，但是如果遇到像 ground-truth 中的情形，也就是兩個不同 label 的點距離很近，那 kmeans 可能就無法分得很完美，如果我 autoencoder 的 features 取的更完美些，那麼可能就可再得到更高的準確率。

- c. 請介紹你的 model 架構(encoder, decoder, loss function...), 並選出任意 32 張圖片，比較原圖片以及用 decoder reconstruct 的結果。

Loss function : MSE loss

Encoder architecture :

前面是 4 大層的 Conv layer 所組成，經過降維後再經過 Linear 最終降成 64 維的 latent vector

Layer (type)	Output Shape	Param #
Conv2d-1	[-1, 16, 16, 16]	784
LeakyReLU-2	[-1, 16, 16, 16]	0
Conv2d-3	[-1, 32, 8, 8]	8,224
BatchNorm2d-4	[-1, 32, 8, 8]	64
LeakyReLU-5	[-1, 32, 8, 8]	0
Conv2d-6	[-1, 64, 4, 4]	32,832
BatchNorm2d-7	[-1, 64, 4, 4]	128
LeakyReLU-8	[-1, 64, 4, 4]	0
Conv2d-9	[-1, 128, 2, 2]	131,200
BatchNorm2d-10	[-1, 128, 2, 2]	256
LeakyReLU-11	[-1, 128, 2, 2]	0
Linear-12	[-1, 128]	65,664
BatchNorm1d-13	[-1, 128]	256
LeakyReLU-14	[-1, 128]	0
Linear-15	[-1, 64]	8,256
Total params: 247,664		
Trainable params: 247,664		
Non-trainable params: 0		
Input size (MB): 0.01		
Forward/backward pass size (MB): 0.15		
Params size (MB): 0.94		
Estimated Total Size (MB): 1.10		

Decoder architecture :

採用和 Encoder 完全相反且對稱的架構，最後一層會過 Tanh 使得 output image 的範圍是 [-1, 1]，和當初 input image 的範圍是一樣的。

Layer (type)	Output Shape	Param #
Linear-1	[-1, 128]	8,320
ReLU-2	[-1, 128]	0
Linear-3	[-1, 512]	66,048
BatchNorm1d-4	[-1, 512]	1,024
ReLU-5	[-1, 512]	0
ConvTranspose2d-6	[-1, 64, 4, 4]	131,136
BatchNorm2d-7	[-1, 64, 4, 4]	128
ReLU-8	[-1, 64, 4, 4]	0
ConvTranspose2d-9	[-1, 32, 8, 8]	32,800
BatchNorm2d-10	[-1, 32, 8, 8]	64
ReLU-11	[-1, 32, 8, 8]	0
ConvTranspose2d-12	[-1, 16, 16, 16]	8,208
BatchNorm2d-13	[-1, 16, 16, 16]	32
ReLU-14	[-1, 16, 16, 16]	0
ConvTranspose2d-15	[-1, 3, 32, 32]	771
Tanh-16	[-1, 3, 32, 32]	0
Total params: 248,531		
Trainable params: 248,531		
Non-trainable params: 0		
Input size (MB): 0.00		
Forward/backward pass size (MB): 0.22		
Params size (MB): 0.95		
Estimated Total Size (MB): 1.17		

Reconstruct :

Original image :



Reconstructed image :

