學號:B06902125 系級:資工三姓名:黃柏瑋

## 1. (2%)

任取一個baseline model (sample code裡定義的 fcn, cnn, vae) 與你在 kaggle leaderboard上表現最好的單純autoencoder架構的model (如果表現最好的model就是sample code裡定義的model的話就再任選一個, e.g. 如果cnn最好那就再選fcn),對各自重建的testing data的image中選出與原圖mse最大的兩張加上最小的兩張並畫出來。(假設有五張圖,每張圖經由autoencoder A重建的圖片與原圖的MSE分別為 [25.4, 33.6, 15, 39, 54.8],則MSE最大的兩張是圖4、5而最小的是圖1、3)。須同時附上原圖與經autoencoder重建的圖片。(圖片總數:(原圖+重建)(*兩顆model*)(mse最大兩張+mse最小兩張) = 16張)



## 2. (1%)

嘗試把 sample code中的Kmeans 與 PCA 做在 autoencoder 的 encoder output 上,並回報兩者的auc score以及本來model的auc。autoencoder不限。不論分數與本來的model相比有上升還是下降,請同學簡述原因。

在將Kmeans和PCA做在CNN variational autoencoder的latent vector上之前,CNN variational autoencoder的auc score為0.5974。在沒有取得train data的資料下,先將資料過autoencoder後取出error最小的前279筆資料作為pseudonormal data,fit完Kmeans或PCA後再將其他的資料丟進去transform。

首先先討論Kmeans,嘗試了以下不同的cluster數:

N_CLUSTER	2	3	5	8	10
AUC_SCORE	0.6468	0.6224	0.6272	0.6112	0.6118

可以發現Kmeans讓anomaly detection的結果更進步,可能是因為我們用data與centroid的距離作為anomaly score,且outlier在通過encoder後的feature會大致上會散落在train data cluster的邊緣。

接著討論PCA,嘗試了以下不同的component數:

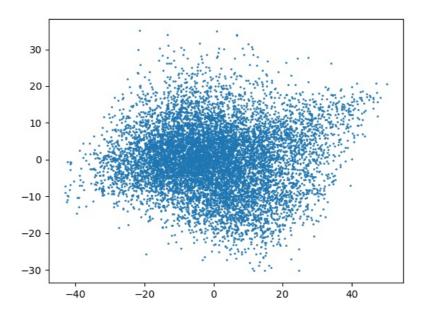
N_COMPONENT	8	16	32	64	128
AUC SCORE	0.6299	0.6296	0.6294	0.6293	0.6293

可以發現PCA讓anomaly detection的結果更進步,可能是因為當被transform的 資料離被fit的資料太遠時,就很難inverse transform回原本的資料。

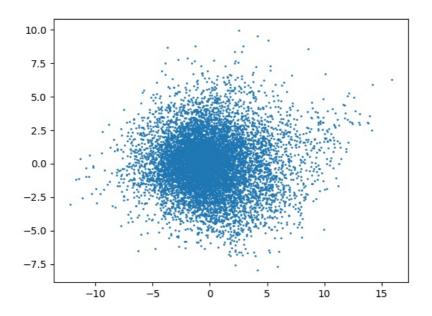
## 3. (1%)

如hw9,使用PCA或T-sne將testing data投影在2維平面上,並將testing data經第1題的兩顆model的encoder降維後的output投影在2維平面上,觀察經encoder降維後是否分成兩群的情況更明顯。(因未給定testing label,所以點不須著色)

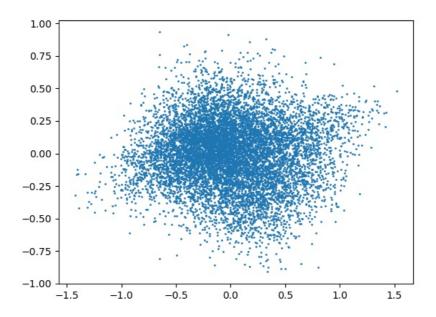
data:



CNN:



CVAE:



由上面可見,經過encoder降維後的結果並沒有將資料分成更明顯的兩群,但集中的部分有更緊密一些。

## 4. (2%)

說明為何使用auc score來衡量而非binary classification常用的f1 score。如果使用f1 score會有什麼不便之處?

F1-score和AUC-score間,最大的差別就是F1-score需要挑定一個threhold才能計算,而AUC-score是嘗試所有threshold後的結果;相比之下,後者能看出模型比較完整、全面的表現。此外,AUC-score在排名上也相對敏感,假設我們只看前20名的資料,當正確解答的排名越前面,AUC-score通常會越高,而F1-score則辨別不出這種情況下排名導致的差異。