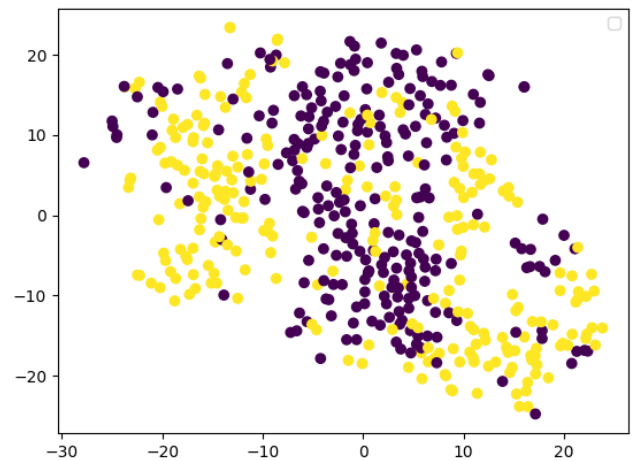
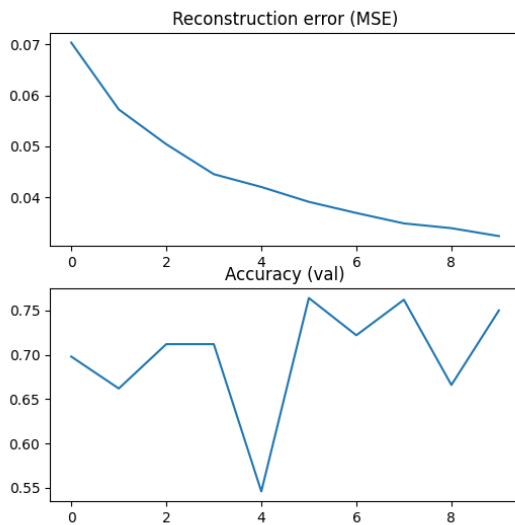
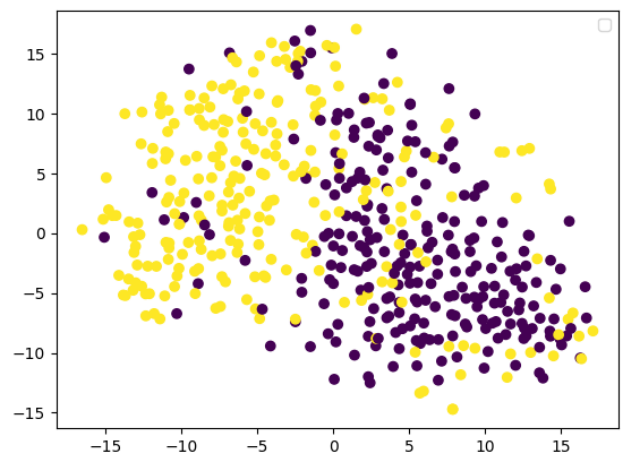
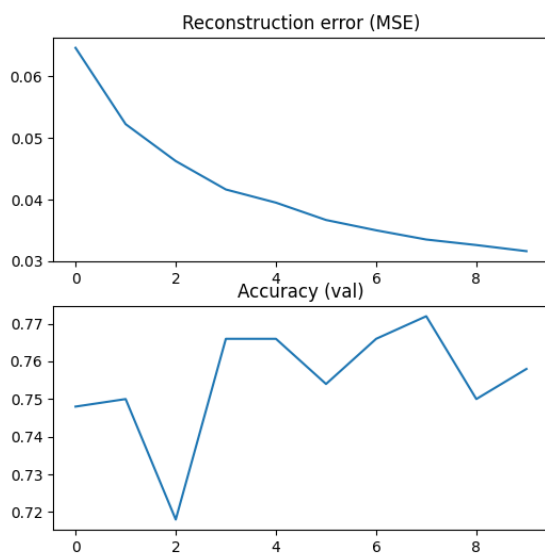


1. (3%) 請至少使用兩種方法 (autoencoder 架構、optimizer、data preprocessing、後續降維方法、clustering 算法等等) 來改進 baseline code 的 accuracy。
  - a. 分別記錄改進前、後的 test accuracy 為多少。
  - b. 分別使用改進前、後的方法，將 **val data** 的降維結果 (embedding) 與他們對應的 label 畫出來。
  - c. 盡量詳細說明你做了哪些改進。

1 : Baseline model : 使用助教提供之範例, preprocessing 部分為將圖片轉成  $\pm 1$  之間的 float. 架構為 autoencoder, Encoder 部分為三層 CNN, 輸出為 4096 維的 vector, decoder 部分為三層的 ConvTranspose2d, 使用 Adam optimizer. 後續降維的方法為利用 KernelPCA 先將 encoder 的結果降成 400 維度的 vector, 接著再用 TSNE 降成 2 維的 vector, 最後用 MiniBatchMeans 來做 clustering. 下圖為訓練的結果以及 TSNE 降維後的結果,可以看到正確率大約在 70-75%左右



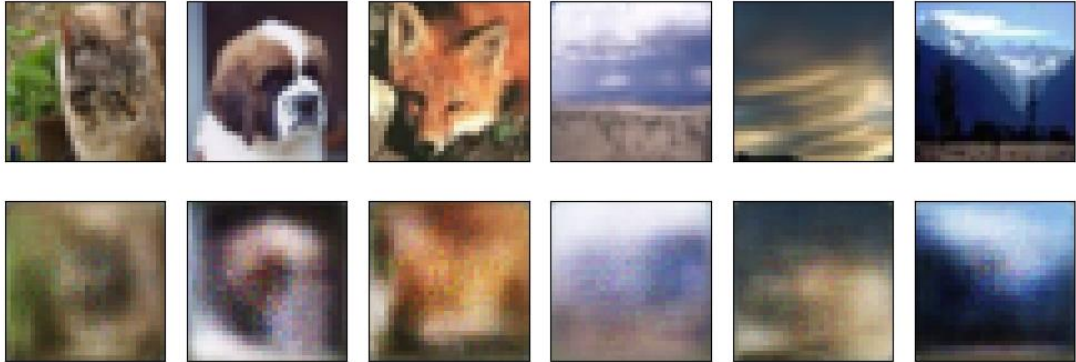
2: Improved model. preprocessing 部分為將圖片轉成+-1 之間的 float. 架構為 autoencoder, Encoder 部分為四層 CNN, 輸出為 2048 維的 vector, decoder 部分為四層的 ConvTranspose2d, 使用 Adam optimizer. 後續降維的方法為利用 KernelPCA 先將 encoder 的結果降成 400 維度的 vector, 接著再用 TSNE 降成 2 維的 vector, 最後用 KMeans 來做 clustering. 跟 baseline model 的差別為 encoder 多加了一層 CNN layer, 最後 encode 出來的維度是原來的一半, 讓每個維度的重要性上升. 而用 KMeans 來做 cluster 效果也較 MiniBatchMeans 好. 下圖為訓練的結果以及 TSNE 降維後的結果, 可以看到正確率大約在 75-77%左右,



註: Directly PCA : 除了使用 Autoencoder, 我嘗試直接將 preprocess 後的圖片直接做 PCA (preprocess 方法同上), 取前 400 個重要的 component 後拿去做 KMeans 也能得到不差的效果(Kaggle 上分數為 78%). 可能是因為這次的任務只需要將圖片分成兩類, 所以不需要使用 NN 也可以得到好的結果, 因為不需要訓練所以就沒有附 training curve 了.

2. (1%) 使用你 **test accuracy** 最高的 **autoencoder**，從 **trainX** 中，取出 **index 1, 2, 3, 6, 7, 9** 這 6 張圖片

a. 畫出他們的原圖以及 **reconstruct** 之後的圖片。

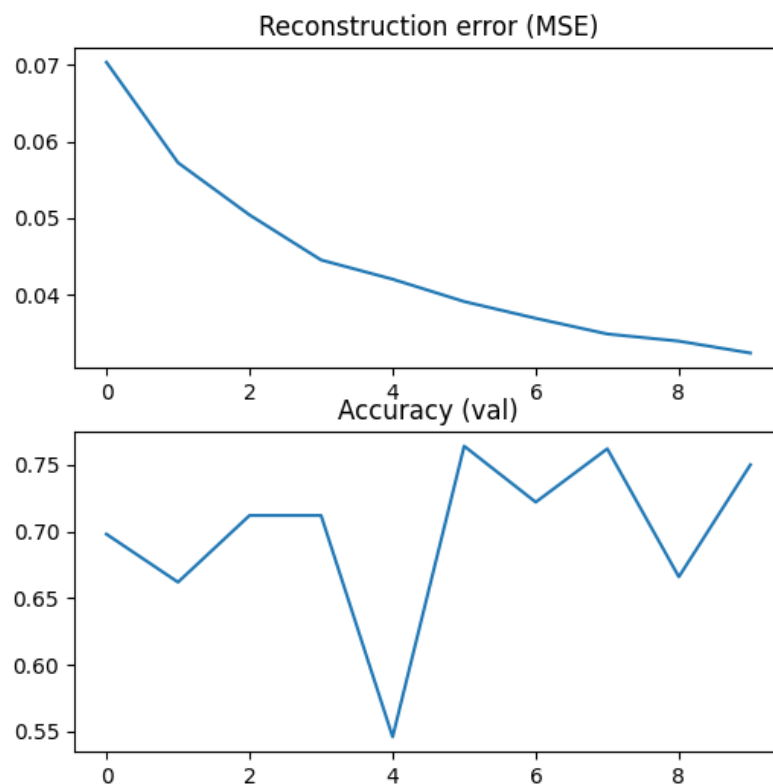


上方為原圖，下方為還原過後的圖片

3. (2%) 在 **autoencoder** 的訓練過程中，至少挑選 10 個 **checkpoints**

a. 請用 **model** 的 **train reconstruction error** (用所有的 **trainX** 計算 **MSE**) 和 **val accuracy** 對那些 **checkpoints** 作圖。

b. 簡單說明你觀察到的現象。



可以看到因為訓練的目標是降低 **MSE loss**, 因此可以看到 **MSE loss** 是隨著訓練次數上升隨之下降的. 但是 **val accuracy** 卻不一定會隨著 **MSE loss** 下降而跟著下降, 我覺得是因為即使 **MSE loss** 降低, 但是 **encoder** 產生的輸出不一定會是做 **clustering** 的理想輸出, 有可能是 **decoder** 的能力太強, 所以可以還原出很接近的圖片, 但是因為做 **clustering** 的方法沒有這麼強的能力, 所以不一定可以得到好的分類結果.