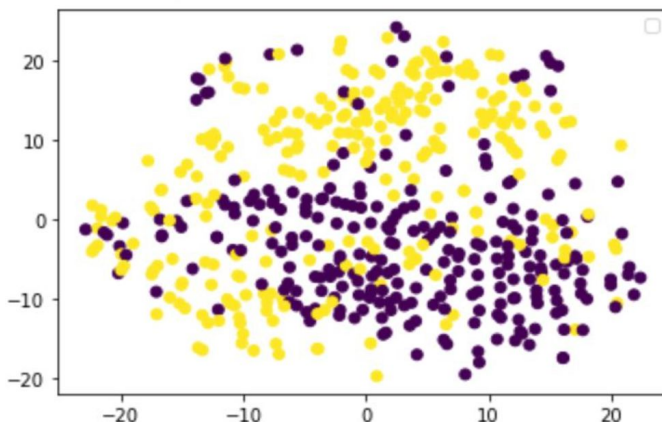


1. (3%) 請至少使用兩種方法 (autoencoder 架構、optimizer、data preprocessing、後續降維方法、clustering 算法等等) 來改進 baseline code 的 accuracy。

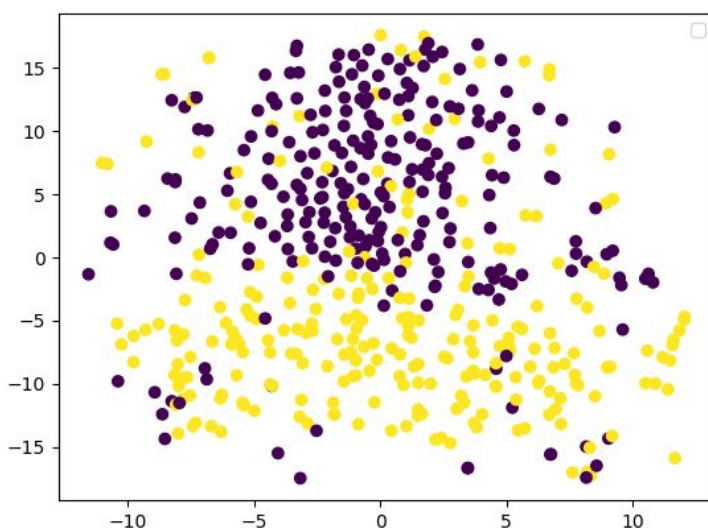
我使用的兩種改進方法為：

1. 調整optimizer：依據之前處理CNN圖形識別的經驗，在使用Adam訓練後再使用SGD會較有機會逼近收斂點，因此我除了將epoch數調高至300次以外，在第150次時就將optimizer改成SGD ($lr=1e-4$, $momentum=0.9$)。
2. 在loss function中加入L1 regularization，如此一來可以過濾掉一些不太重要的神經元。在sparse loss的部分，我將每一層的weight 經由ReLU後平均起來加入loss中，最後再將loss 乘上一個常數 λ (0.1)。

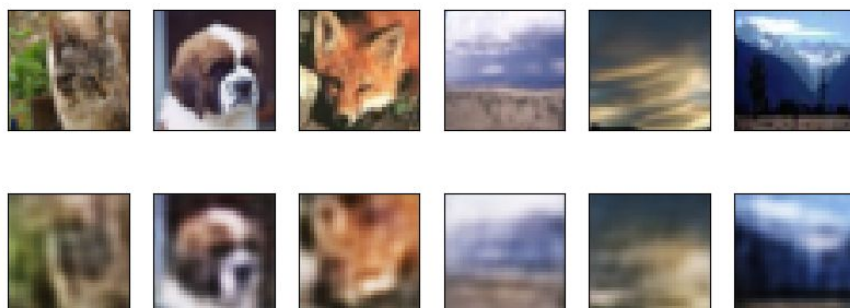
改進前：acc 0.678



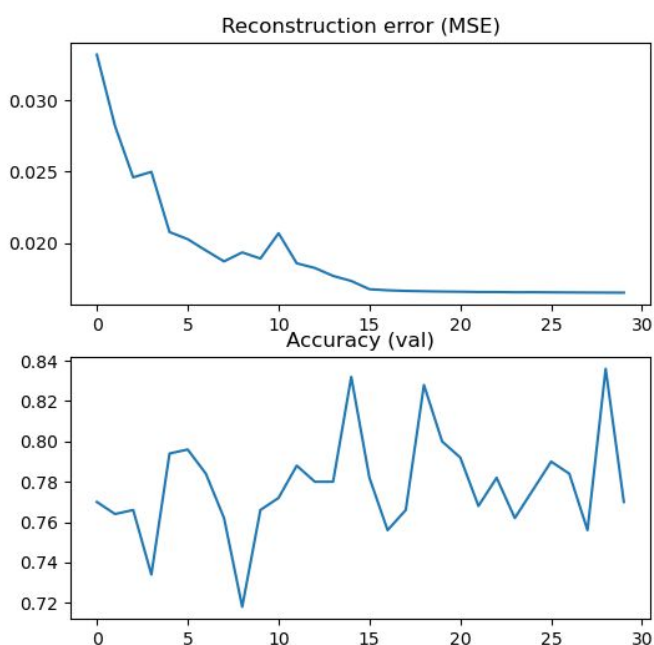
改進後: acc 0.801



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。



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。



在上圖中，我們可以發現loss的部分是隨著預期的一樣有不斷下降的趨勢，顯示autoencoder所產生出的照片與原本的image之間的差距是有越來越小的，因此MSE loss的部分有符合我們的期待。但在val acc的部分，可以從圖中發現震盪不斷，我認為原因可能是validation set的大小過小，因此只要有一個預測結果改變就足以在val acc的表現上造成不容小覷的改變，但從圖中還是可以微微的看出val acc整體上有上升的趨勢。