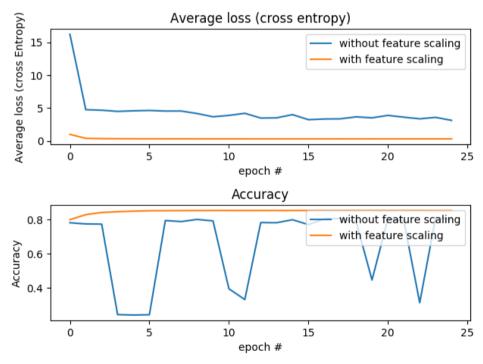
1.請說明你實作的 generative model,其訓練方式和準確率為何?

答:使用助教提供的 106 維訓練資料,並對連續型態的資料做 feature scaling 後,我假設此 data 為高斯分布,並計算出年收入大於 50k 和小於 50k 兩類資料的 mean 及 covariance matrix 後依比例算出最終的 covariance matrix。接著在預測時先計算出 covariance matrix 的反矩陣,並利用老師上課推導的高斯分布的預測模型公式,計算出對應的 w 及 b,最終將測試資料乘上 w 並加上 b 後通過一個 sigmoid function,來得到預測結果,而我在 kaggle 上的 public 準確率為 0.841

2.請說明你實作的 discriminative model, 其訓練方式和準確率為何?

答:實作 logistic regression,使用助教提供的 106 維訓練資料,進行訓練前先將連續型態的資料做 feature scaling,以助教提供 106 維資料為例即 age, fnlwgt, capital\_gain, capital\_loss, hours\_per\_week 此五維的特徵以提高模型準確率。在 kaggle 上突破 public strong baseling 的訓練條件如下:每 50 筆為一 batch,總共訓練 25 個 epoch,每個 epoch 開始前會將訓練資料的順序隨機打亂,learning rate 為 0.002,optimizer 則是實作 adam 來提高訓練的速度,透過 gradient descent 的方式來降低 average loss (cross entropy),經由反覆訓練後,計算出 w 和 b,最終將測試資料乘上 w 並加上 b 後通過一個 sigmoid function,來得到預測結果,最後在 kaggle 上的 public 準確率為 0.855。

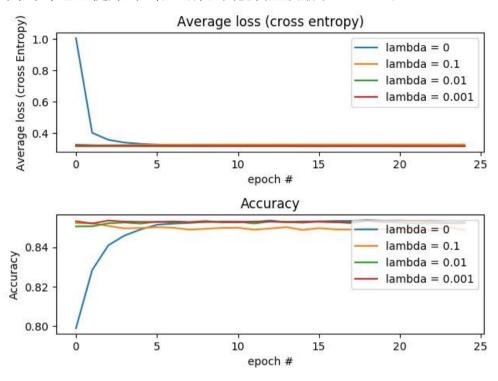
3.請實作輸入特徵標準化(feature normalization),並討論其對於你的模型準確率的影答:本題使用助教提供的 106 維訓練資料,並將連續型態的資料減去平均值再除以標準差做 feature scaling,並比較了有無 feature scaling 對於 average loss 和準確率的影響,從下圖可以觀察到,加入 feature scaling 對於模型的準確率有顯著的提升。



4. 請實作 logistic regression 的正規化(regularization),並討論其對於你的模型準確率的影響。

答:本題我實作了 L2 正規化,於 loss function 中多加了  $\lambda * \sum_{i=1}^N \omega_i^2$  項,並比較了不同 lambda 對於 average loss 與 accuracy 的影響,以下數據均為使用助教提供的 X\_train、

Y\_train 的結果。由下圖中可觀察到當 lambda = 0.01 和 lambda = 0.001 時於 training data 所得到的準確率已經提升到上限,所以我就沒繼續縮小 lambda 了。



5.請討論你認為哪個 attribute 對結果影響最大?

答:Logistic regression 可以寫成數學式 sigmoid( $\sum_i w_i x_i + b$ ),因此此題詢問哪項 attribute 對結果影響最大我認為可以從 sigmoid function 的輸入來探討,越重要的特徵所算出來的 $w_i x_i$ 其值應該越大,而其正負則是影響分類,因此我使用助教提供的 106 維特徵並做完 feature scaling 後,先計算出 32561 筆的資料在 106 維中各個特徵的標準差,並將此結果乘上我所訓練出來的模型的 w,以此來觀察哪項 attribute 對結果影響最大。從下圖結果觀察到 capital gain 此項 attribute 在這樣的計算下有最大的影響力。

