# HW#1 Linear Regression Report

B03901027 徐彥旻

1.Linear regression function by Gradient Descent.

```
# generating W, and W[-1] is B
W = np.array([random.random() for i in range(len(X[0]) + 1)])
L = np.array([(Y[j] - W[-1] - np.inner(W[:-1],X[j]))) for j in range(len(
X)) ] )
Delta = np.zeros(len(X[0]) + 1)
for ii in range(nEpoch):
   compute Delta and change parameters
   for j in range(len(X[0])):
       # g_j is the gradients w.r.t. W[j]
       g_j = (-2) * math.fsum(L * np.array([X[k][j] for k in range(len(X))]
)) + 2 * RC *W[i]
       Delta[j] = -LR * g_j
      W[j] = W[j] + Delta[j]
   # change B
   g_j = (-2) * (math.fsum(L))
   Delta[-1] = - LR * g_j
   W[-1] = W[-1] + Delta[-1]
   L = np.array([(Y[j] - W[-1] - np.inner(W[:-1],X[j]))) for j in range(l)
en(X)) ] )
```

# 2.(1%) Describe your method.

## 2.1 training feature (X,y)

將所有時序上連續的資料串起來,對於所有連續十個小時的資料,取其前九小時作為 X ,第十個小時的 PM2.5 當作 y 。

在 kaggle\_best 中,只取 PM2.5 這一項目。將所有的項目做過比較,與 PM2.5 相關係數最高的前七項分別是, PM2.5、 PM10、 NO2 、 NOx 、 SO2 、 O3 、 THC 。 在跑訓練用的資料時,加入這些參數的結果是比較好的,但是 Kaggle 上的公開分數卻會隨著項目數量的增加而遞減,懷疑是 Overfitting ,但也有可能是在公開的資料組上表現較差,但是整體來說表現比較好。

#### 2.2 other methods

有使用 regularization , $\lambda = 100$ ,最後使用的兩組 kaggle 分別是(1)只有考慮前九個小時的 PM2.5 以及(2)考慮相關係數前三高的三個項目(PM2.5 、 PM10 、 NO2 )。其餘有嘗試過但結果不甚理想的技術於第五部分討論。

# 3.(1%) Discussion on regularization.

附圖一是有無使用 regularization 的比較。藍色的是  $\lambda = 0$ ,紅色為  $\lambda = 100$ ,從圖中可發現有使用的 loss 比較小,原因是 (1) 使得不會有特定的 weight 特別大,突然地微小改變使得預測值有大幅度的變動。 (2) 變成 smooth function

## 4.(1%) Discussion on learning rate.

附圖二是 learning rate 適中、過大、過小的狀況,藍色的是  $\eta=2.7\times10^{-8}$ ,紅色為  $\eta=1.6\times10^{-7}$ ,綠色則是  $\eta=2.7\times10^{-10}$ ,若過大則會因為每次更新參數的幅度太大,導致 loss 反而上升;若過小則是 loss 雖會降低,但是降低的速度過慢,沒有效率。

### 5.(1%) TA depend on your other discussion and detail.

#### 5.1 Failed Trial

嘗試過 stochastic gradient decent 、 Adagrad 、 Adadelta 、 mini batch ,其中 Ada 系列的要接在只有 regularization 的之後訓練才能夠達到跟只有 regularization 差不多的 loss ,否則會訓練不起來。 stochastic gradient decent 跟 mini batch 則是會導致效能變慢,程式無法在合理的時間內跑完。此外,在項目 多於一項的時候(不只考慮 PM2.5)還有試過 normalization ,但是效果也沒有 比較好。

#### 5.2 Future Improvement

可以看看實作成功的人是怎麼寫這些功能的,因為對於 python 尚不算是熟悉,可能會選到效能極差的實作方式。如果能參考別人的寫法,就能驗證這些技術理論上會有的改進效果。

此外,也可以考慮繼續實作 Adam ,或是將 loss function 換成 cross entropy , 應該都有機會使得訓練的效率與結果有所提升。

