學號:B04501073 系級: 土木四 姓名:李利元

請實做以下兩種不同 feature 的模型,回答第(1)~(3)題:

- (1) 抽全部 9 小時內的污染源 feature 當作一次項(加 bias)
- (2) 抽全部 9 小時內 pm2.5 的一次項當作 feature(加 bias) 備註:
 - a. NR 請皆設為 0, 其他的數值不要做任何更動
 - b. 所有 advanced 的 gradient descent 技術(如: adam, adagrad 等) 都是可以用的
 - c. 第 1-3 題請都以題目給訂的兩種 model 來回答
 - d. 同學可以先把 model 訓練好, kaggle 死線之後便可以無限上傳。
 - e. 根據助教時間的公式表示, (1) 代表 p = 9x18+1 而(2) 代表 p = 9*1+1
- 1. (2%)記錄誤差值 (RMSE)(根據 kaggle public+private 分數),討論兩種 feature 的影響

使用 adam 並採全部 9 小時的汗染源作為 feature,得到結果為: 7.27922(private)+

5.77036(public) = 13.04952

只有使用 pm2.5 之變化作為 feature, 得到結果為: 7.22356(private)+

5.90263(public) = 13.12619

以結果看來,增加 feature 數量的確可以減少誤差的產生,但兩者的差異並不太明顯,或許也代表 PM2.5 這個 feature 本身對於 y 的真值之間的相關係數非常大,當我進一步求得每一個小時對於 Y 值的相關係數也發現事實確實如此:

小時	相關係數
1	0.434
2	0.469
3	0.506
4	0.548
5	0.595
6	0.65
7	0.704
8	0.817
9	0.914

次高的為 PM10 的相關係數:

小時	相關係數
1	0.396
2	0.433
3	0.47
4	0.509
5	0.552
6	0.604
7	0.659
8	0.714
9	0.757

其餘 feature 的相關係數皆介於 0.01 到 0.4 之間,從相關係數的角度而言,的確可以透過 PM2.5 這個 feature 對於 Y 值做到一定的預測。

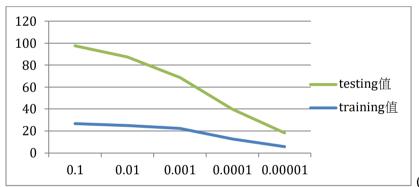
2. (1%)將 feature 從抽前 9 小時改成抽前 5 小時,討論其變化

從上一題之圖表不難發現,雖然可以說 PM2.5 具有很大的影響性,但是越後面的值影響才越大,若只取前 5 個小時來做 training 效果會大大降低,且再加上本身的 feature 又少,結果可想而知會不太優秀。

最終結果為: 19.91515 (private)+ 17.83639(public) = 37.75154

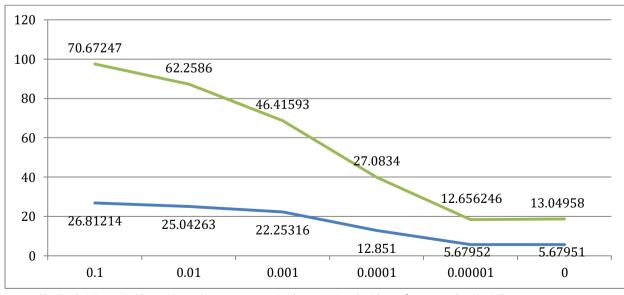
反之,如果只取後 5 個小時的值,結果為:7.70821 (private)+ 6.90892 (public) = 14.61713,的確如圖表所顯示,越後面的值影響越大

3. (1%)Regularization on all the weight with λ =0.1、0.01、0.001、0.0001,並作圖



(縱軸為 RMSE)

以上圖來看,雖然這四個值都明顯 underfitting,但可以看到 λ 越小 RMSE 也越小,若加入 λ =0.00001 以及0可以觀察到在0.00001到0之間可能產生了00001 以及00001 以表



而以作業來講,我使用的λ為0.00004左右,我認為差不多可以達到平衡。

4. (1%)在線性回歸問題中,假設有 N 筆訓練資料,每筆訓練資料的特徵 (feature) 為一向量 \mathbf{x}^n ,其標註(label)為一純量 \mathbf{y}^n ,模型參數為一向量 \mathbf{w} (此處忽略偏權值 \mathbf{b}),則線性回歸的損失函數(loss function)為 $\sum_{n=1}^N (y^n-x^n\cdot w)^2$ 。若將所有訓練資料的特徵值以矩陣 $\mathbf{X}=[\mathbf{x}^1\ \mathbf{x}^2\ ...\ \mathbf{x}^N]^T$ 表示,所有訓練資料的標註以向量 $\mathbf{y}=[\mathbf{y}^1\ \mathbf{y}^2\ ...\ \mathbf{y}^N]^T$ 表示,請問如何以 \mathbf{X} 和 \mathbf{y} 表示可以最小化損失函數的向量 \mathbf{w} ?請選出正確答案。(其中 $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ 為 invertible)

- (a) $(X^TX)X^Ty$
- (b) $(X^TX)yX^T$
- (c) $(X^{T}X)^{-1}X^{T}y$
- (d) $(X^TX)^{-1}yX^T$

A: c