學號:B03902125 系級: 資工四 姓名:林映廷

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 的一次項(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
- 1. (2%)記錄誤差值 (RMSE)(根據 kaggle public+private 分數), 討論兩種 feature 的影響
- (1)抽全部 9 小時內的污染源 feature 的一次項(加 bias):

public RMSE: 7.46631 private RMSE: 5.30105

(2)抽全部 9 小時內 pm2.5 的一次項當作 feature(加 bias):

public RMSE: 7.44013 private RMSE: 5.62719

可以看出這兩個 case 的結果極為相近。以 public RMSE 而言,case(2)會比較低可能是因為 public test data 本身比較偏向由 PM2.5 組成,或也可能有些污染源 feature 會使結果走偏,亦即有些污然源 feature 並不應該被考慮。以 private RMSE 而言,case(1)比較低可能是因為 private test data 考慮了包含 PM2.5 以外的的污染源 feature。總體而言,case(1)比 case(2)稍好

- 2. (1%)將 feature 從抽前 9 小時改成抽前 5 小時, 討論其變化
- (1)抽全部 5 小時內的污染源 feature 的一次項(加 bias):

public RMSE: 21.75661 private RMSE: 16.23906

(2)抽全部 5 小時內 pm2.5 的一次項當作 feature(加 bias):

public RMSE: 22.56670 private RMSE: 16.73367

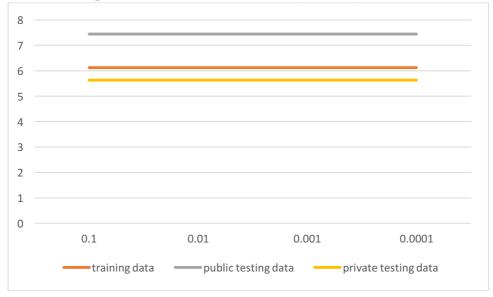
總體而言,抽5小時內的 case 比抽9小時內的 case 的 RMSE 高上許多,亦即維度增加有助於降低 cost。case(1)以 public RMSE 而言,case(2)反而比較高;以 private RMSE 而言,case(1)仍然比較低。總體而言,case(1)也比 case(2)稍好

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

(1)抽全部 9 小時內的污染源 feature 的一次項(加 bias):



(2) 抽全部 9 小時內 pm2.5 的一次項當作 feature(加 bias):



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)為一存量 \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 $\mathbf{X}=[\mathbf{x}^1\ \mathbf{x}^2\ ...\ \mathbf{x}^N]$ 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} ?請寫下算式並選出正確答案。

(a)
$$(X^{T}X)X^{T}y$$

(b) $(X^{T}X)^{-0}X^{T}y$

(c)
$$(X^{T}X)^{-1}X^{T}y$$

(d) $(X^{T}X)^{-2}X^{T}y$

$$L = \sum_{n=1}^{N} (y^n - x^n \cdot w)^2$$

$$L = \parallel y - Xw \parallel^2$$

$$\nabla L(w) = 2X^T X w - 2X^T y$$

$$2X^T X w - 2X^T y = 0$$

$$w = (X^T X)^{-1} X^T y$$
Ans:(c)