學號:R05921016 系級: 電機碩二 姓名:傅鈞笙

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

※以下簡稱:

model A --使用9(或5)小時內所有feature 的一次項進行linear regression model B -- 只使用9(或5)小時內pm2.5 的一次項進行linear regression

1. (2%)記錄誤差值 (RMSE)(根據kaggle public+private分數),討論兩種feature的影響

	training RMSE	testing public RMSE	testing private RMSE
9小時內所有feature	5.701669	7.46631	5.30105
9小時內pm2.5	6.123022	7.44013	5.62719

Model B在training data set 上的cost 大概會比model A 高出0.4,而在testing data set (public + private) 中,則大概高出0.3。 在training data 與testing data 中,model B 的預測誤差都比較大。

由此可以判斷,model B 應該是一個過於簡單的model。因此,只取9小時內 pm2.5 的資料當作input 應該是不夠的,相比之下取全部9小時內的污染源feature的一次 項當作feature ,才有足夠的資訊,以進行更準確的預測。

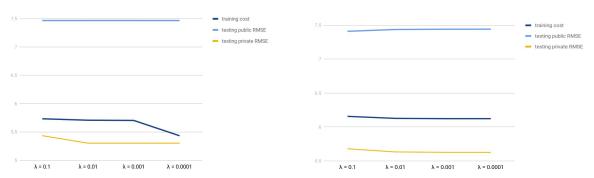
2. (1%)將feature從抽前9小時改成抽前5小時,討論其變化

	training RMSE	testing public RMSE	testing private RMSE
9小時內所有feature	5.701669	7.46631	5.30105
5小時內所有feature	5.816742	7.66477	5.32990
9小時內pm2.5	6.123022	7.44013	5.62719
5小時內pm2.5	6.207004	7.57904	5.79187

改取前5個小時後,不論是model A 或model B, training 和testing error 都上升了,並且兩者training error 都已經收斂。

由此可知只取5 小時的資料只會增加bias error, 而變成under fitting 的model。

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



Regularization 的效果並不明顯。

- 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 x^n ,其標註(label)為一存量 y^n ,模型參數為一向量w (此處忽略偏權值 b),則線性回歸的損失函數(loss function)為 $\sum\limits_{n=1}^{N} (y^n-x^n\cdot w)^2$ 。若將所有訓練資料的特徵值以矩陣 $X=[x^1\ x^2\ ...\ x^N]^T$ 表示,所有訓練資料的標註以向量 $y=[y^1\ y^2\ ...\ y^N]^T$ 表示,請問如何以 X 和 y 表示可以最小化損失函數的向量 w ?請寫下算式並選出正確答案。(其中 X^TX 為 invertible)
 - (a) $(X^TX)X^Ty$
 - (b) $(X^{T}X)^{-0}X^{T}y$
 - (c) $(X^{T}X)^{-1}X^{T}y$
 - (d) $(X^{T}X)^{-2}X^{T}y$

若 w1使得
$$y = Xw$$
 有最小的loss function 值,則 $\frac{d}{dw}L|_{w1} = 0$
⇒ $L = (y - Xw)^T (y - Xw) = y^T y - y^T Xw - w^T X^T Y + w^T X^T Xw$
 $= y^T y - 2y^T Xw + w^T (X^T X)w$
⇒ $\frac{d}{dw}L = -2y^T X + 2w^T (X^T X) = 0$ since $(X^T X)$ is a symmetric matrix
⇒ $X^T y = (X^T X)w$
⇒ $w = (X^T X)^{-1} X^T y$