Machine Learning 2017 Fall, Homework 1 DUE DATE: OCTOBER 13, 2017

系級: 資工四 學號: b03902129 姓名: 陳鵬宇

請實做以下兩種不同 feature 的模型,回答第 $(1) \sim (3)$ 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) Public Score = 7.46631, Private Score =
$$5.30105 \Rightarrow \sqrt{\frac{7.46631^2 + 5.30105^2}{2}} \approx 6.47483$$

(2) Public Score = 7.44013, Private Score =
$$5.62719 \Rightarrow \sqrt{\frac{7.44013^2 + 5.62719^2}{2}} \approx 6.59624$$

可以看出,不論是抽全部污染源的 feature,或是只抽 pm2.5 的 feature,結果都非常皆近,由此我們可以猜測,單單 pm2.5 項來當 training data 就可以預測地滿準的,但是 (1) 的 RMSE 仍比 (2) 小些,所以也可以知道,其它 17 項 feature 還是跟第 10 小時的 pm2.5 有關,不然 (1) 的 RMSE 應該會變大。

在考慮所有污染源時,Private 的準確度遠優於 Public,在寫作業時,不太知道 Private 和 Public 的關係都在衝刺排名,當參考了一些 paper,知道 PM2.5 主要是受到 $NO_2,\,SO_2,\,O_3$ 和 PM2.5 的影響。

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

(1) Public Score =
$$7.66477$$
, Private Score = $5.32990 \Rightarrow \sqrt{\frac{7.66477^2 + 5.32990^2}{2}} \approx 6.60138$

(2) Public Score = 7.57904, Private Score =
$$5.79187 \Rightarrow \sqrt{\frac{7.57904^2 + 5.79187^2}{2}} \approx 6.74491$$

將前 9 小時改成只抽前 5 小時,(1) 和 (2) 的 RMSE 都變大了,由此我們可以知道,連續的 9 時時預測的會比連續 5 小時要再精準一些。

代表隨著維度的增加,是可以提高精準度的,但提升的幅度不大,可能也代表連續 5 小時的 training data,已經是有一定程度的準確度的。

3. (1%) Regularization on all the weight with $\lambda = 0.1 \cdot 0.01 \cdot 0.001 \cdot 0.0001$,並作圖

(1)



(2)



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) 為一純量 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

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

若將所有訓練資料的特徵值以矩陣 $X=[x^1\ x^2\ \cdots\ x^N]^T$ 表示,所有訓練資料的標註以向量 $y=[y^1\ y^2\ \cdots\ y^N]^T$ 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)
$$(X^T X) X^T y$$

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

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

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

Loss function L:

$$L = \sum_{i=1}^{N} (y_i - x_i w)^2 = (y - Xw)^2$$

求 L 最小值,經過微分(對 w)可得:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 2X^T(y - Xw) = 0$$

$$2X^T X w = 2X^T Y$$

 $\because X^TX$ is invertible $\therefore w = (X^TX)^{-1}X^Ty$ 故選 (c)