## Machine Learning (2017,Fall)

### Assignment 1 - Predicting PM2.5

學號:b03901086 系級:電機四 姓名:楊正彥

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)

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

本題實作的兩個模型使用的相關參數與訓練方法為:iteration = 12000、learning rate = 0.01 以及對從 5760 筆中隨機取出 4000 筆 training sets 以 adagrad 的方式實作 linear regression:

|                     | Public Score | Private Score | RMSE    |
|---------------------|--------------|---------------|---------|
| 取前9小時內所有污然源的一次項     | 6.89520      | 6.05058       | 6.48665 |
| 取前9小時內PM2.5<br>的一次項 | 6.92350      | 6.08831       | 6.51929 |

根據 kaggle 上的 public score 以及 private score 可以發現,取前 9 小時內 PM2.5 一次項的模型(共 9 個 features)performance 比取前 9 小時內所有污然源一次項的模型(共 162 個 features)要來的差,可以推測在一定範圍內,選用較多的 features 將能得到較準確的模型。

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

本題實作的兩個模型除了 features 的選用之外,使用的相關參數與訓練方法 皆與前一題相同:

|                        | Public Score | Private Score | RMSE    |
|------------------------|--------------|---------------|---------|
| 取前5小時內所有污然源的一次項        | 6.89026      | 5.57072       | 6.26533 |
| 取前 5 小時內<br>PM2.5 的一次項 | 6.96678      | 5.89037       | 6.46728 |

根據 kaggle 上的 public score 以及 private score 可以發現,只取 PM2.5 作為 features 的模型仍然在 performance 不如取所有污然源當 features 的模型,其根本原因可能與上題類似,仍和 features 多寡有高度關聯。

除此之外,與上題結果比較亦可以發現僅取前 5 小時污然源資料當作測資的 模型皆比取前 9 小時污然源資料當作測資的模型要來的準確。

#### 3 (1%)Regularization on all the weight with $\lambda$ =0.1 $\cdot$ 0.01 $\cdot$ 0.001 $\cdot$ 0.0001 :

本題實作的三個模型除了λ的值之外,使用的訓練方法與前一題相同,而 features 改為 O3、PM2.5、SO2 以及與風有關的四個指數(同 hw1 best.py):

|                   | Public Score | Private Score | RMSE    |
|-------------------|--------------|---------------|---------|
| $\lambda = 0.1$   | 6.70703      | 5.30433       | 6.04649 |
| $\lambda = 0.01$  | 6.74885      | 5.31950       | 6.07634 |
| $\lambda = 0.001$ | 6.74922      | 5.31972       | 6.07665 |

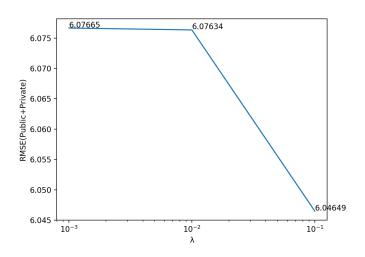


Fig 1 : Regularization on all weight with different  $\lambda$ 

從結果可以發現  $\lambda = 0.1$  的模型會比  $\lambda = 0.001$  的模型 performance 要來得好一點點,但是效果沒有想像中顯著,最後也於 hw1\_best.py 中選用  $\lambda = 2.5$  來做訓練。 4 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 b),則線性回歸的損失函數(loss function)為  $\sum_{n=1}^{N} (\mathbf{y}^n - \mathbf{x}^n \cdot \mathbf{w})^2$ 。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  $\mathbf{w}$  ?

$$\sum_{n=1}^{N} (y^{n} - x^{n} \cdot w)^{2} = (y^{1} - x^{1} \cdot w \cdots y^{N} - x^{N} \cdot w) \cdot \begin{pmatrix} y^{1} - x^{1} \cdot w \\ \vdots \\ y^{1} - x^{1} \cdot w \end{pmatrix} = (y - X \cdot w)^{T} (y - X \cdot w)$$

$$\frac{\partial}{\partial w} (y - X \cdot w)^{T} (y - X \cdot w) = \frac{\partial}{\partial w} (y^{T} y - y^{T} X w - w^{T} X^{T} y + w^{T} X^{T} X w) = 0$$

$$-2X^{T} (y - X \cdot w) = 0$$

$$X^{T} X \cdot w = X^{T} y$$

$$w = (X^{T} X)^{-1} X^{T} y \qquad \therefore \not \boxtimes (C)$$