學號:B05902018 系級: 資工三 姓名:張凱程

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
 - (1) 全部 feature: 5.51664 + 7.07990
 - (2) PM2.5 feature: 5.79583 + 7.17286

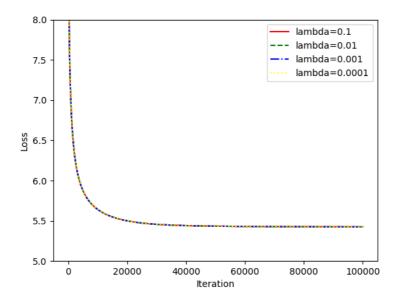
因為(1)的 feature 比(2)多,可以做參考的項目會比較多,因此前者會去找非 PM2.5 的 feature 跟 PM2.5 的相關性,會增加其準確率。

附註:(1)是選沒有被選到但是比較好的結果。

- 2. (1%)將 feature 從抽前 9 小時改成抽前 5 小時,討論其變化
 - (1) 全部 feature: 5.51664 + 7.07990 → 5.88784 + 7.11336
 - (2) PM2.5 feature: $5.79583 + 7.17286 \rightarrow 6.16914 + 7.15599$

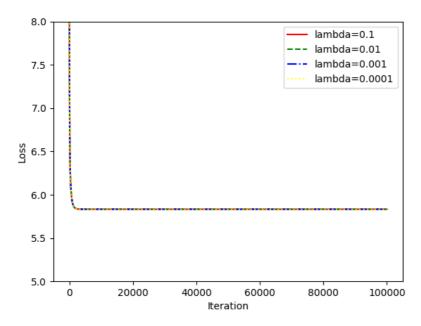
由於剩下的 4 小時還是有其參考性,他們的 weight 也需要進行學習,所以 正確率可能會比較差。

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



基本上四項是重疊的,因為誤差極小,差距大概 10 的-8 至-9 次方,但是 lambda 大的,loss 還是會稍微大一點,因為 weight 的長度影響到 training 的程度比較高。

(2)



一樣四項都很接近,且收斂速度很快。

兩者的差別在,前者做 100000 次 iteration 時 loss 還是會稍作更新,後者之後 loss 就完全不變。

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 b),則線性回歸的損失函數(loss function)為 $\sum_{n=1}^N (\mathbf{y}^n - \mathbf{x}^n \mathbf{w})^2$ 。若將所有訓練資料的特徵值以矩陣 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}^1 \mathbf{x}^2 \dots \mathbf{x}^n]^T$ 表示,所有訓練資料的標註以向量 $\mathbf{y} = [\mathbf{y}^1 \mathbf{y}^2 \dots \mathbf{y}^n]^T$ 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. $(X^TX)^{-1}X^Ty$
- d. $(X^TX)^{-1}yX^T$

Answer: c.