學號:B06507007 系級:材料二姓名:王致雄

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

這邊使用手刻並有分大小的 linear regression model

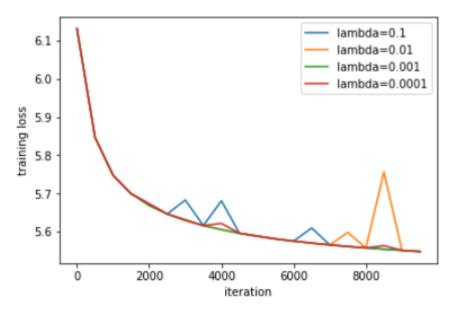
- (1) Public: 5.56462: Privite: 6.63584 若給電腦全部的汙染源則它可能可以由這些汙染源看出一些關係,能預測的較為精準。我認為其中引響最大的是風向,特別是原檔案的風向是角度,需轉為 cos 及 sin 兩項。修正後 error 可以減少個 0.2~0.3,非常可觀。
- (2) Public: 5.83309; Privite: 7.25859 若只有 PM2.5 的資料,則只能觀察它前九個小時的起落(兩項的差)來預測最後第十小時的值,若有較為異常(前面都增加,第十小時卻減少)的狀況發生,可能就無法預測。
- 2. (1%)將 feature 從抽前 9 小時改成抽前 5 小時, 討論其變化

這邊使用手刻並有分大小的 linear regression model

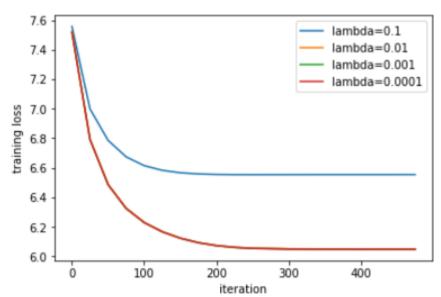
- (1) Public:5.94978; Privite:6.99282 根據一些我的觀察,若是把一些不重要的 feature 去除 error 可能會降低。但是這邊的結果顯示前 4 個小時的 data 也是有其重要性存在。
- (2) Public: 6.22829; Privite: 7.28860 這邊 feature 非常少,基本跟 1-2 一樣,只是能觀察的趨勢又更少,顯然 error 會更大。
- 3. (1%)Regularization on all the weight with λ =0.1、0.01、0.001、0.0001,並作圖

這邊使用手刻並有分大小的 linear regression model

(1)從原始數據可以看出 training error 在小數點後三位有不同,但是整體 影響基本上從這個例子看不出來。我的猜想是由於 Regularization 是為 了避免 overfit,然而這個例子沒有高次項,看不出有嚴重 overfit 的問題,所以 Regularization 在此例子是看不出什麼作用



(2)同 3-1,但是這裡 feature 更少了。然而這裡可以看到 lambda=0.1 對 weight 限制太大,導致 error 壓不下來。



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 \mathbf{b}),則線性回歸的損失函數(loss function)為 $\sum_{n=1}^{N}1(y^n-\mathbf{x}^n\cdot\mathbf{w})^2$ 。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} ? 請選出正確答案。 (其中 $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ 為 invertible)