學號:B05705053 系級: 資管三 姓名:蔡涵如

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的影響使用adagrad, learning rate開1000的情況下,將所有pm2.5小於零的training都刪掉,並且10feature運算速度快很多,也比較快收斂

	Private	Public
所有的feature	7.27654	5.75537
只用pm2.5	7.21994	5.90006

結論:抽取全部的feature未必會比只抽取pm2.5好。

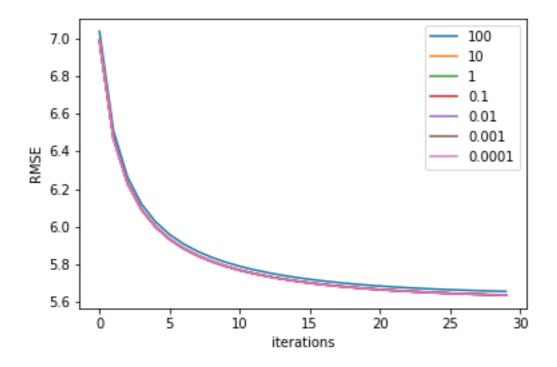
2. (1%)將feature從抽前9小時改成抽前5小時,討論其變化

	Private	Public
前九個小時	7.27654	5.75537
前五個小時	7.23824	5.99182

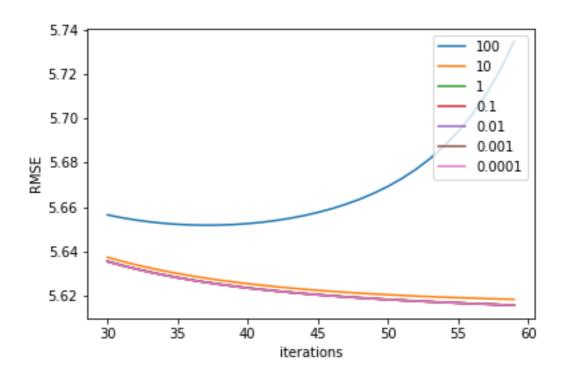
結論:抽取全部的feature未必會比只抽取pm2.5好。

因為如果有noise的feature在linear regression裡面是會影響RMSE的,所以還是必須做 feature extraction來避免noise feature的干擾,並且可以發現private public set上面沒有一定的相對高低。

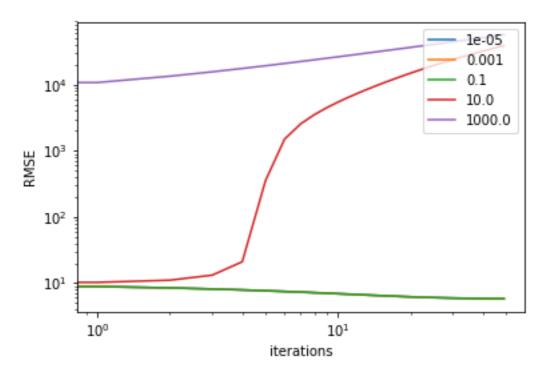
3. (1%)Regularization on all the weight with λ =0.1、0.01、0.001、0.0001,並作圖 因為我不斷的調整參數所有的alpha值的線還是重疊在一起,所以我決定多算了幾個alpha分 別是100, 10, 1, 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001,對其做圖的結果如下,我將之分成train的前三十個 iteration,以及後30個iteration,如以下圖所示,RMSE alpha為一百的一開始就大於其他的數值,而後三十個iteration,則表示出alpha>100,會讓越過最佳解而gradient無限上升,而前面



iteration點可以觀察的出來,rmse其實都保持著定值,原因是因為線性模型調整alpha會讓 regression line平移。



然而因為觀察這個結果之後,只有會不會一次跳太大不而越過終點線的特徵,其實有點類似 learning rate的效果,我另外又實作了二次函數的regression,將所有的feature的平方的都加進 feature當成新的feature,以下圖是我所發現的結果, alpha太大或太小都會讓model testing set 的RMSE越來越大,唯有設0.1時會讓model的testing set得RMSE會變最小。



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 $\sum_{n=1}^N \left(y^n-x^n\cdot w\right)^2$ 。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 ?請選出正確答案。(其中 X^TX 為 invertible)

- (a) $(X^TX)X^Ty$
- (b) $(X^TX)yX^T$
- (c) $(X^TX)^{-1}X^Ty$
- (d) $(X^TX)^{-1}yX^T$ Ans:(c)