學號：B05901111　系級：　電機三　姓名：陳建成

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

所有模型 learning rate = 300，跑 20000 個 iterations，初始的 weight 全部為零

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

(1)　抽全部污染源 feature

RMSE: public = 5.68190,　private = 7.26508

(2)　只抽取全部 pm2.5 的 feature

RMSE: public = 5.90263,　private = 7.22356

由結果顯示，只取 pm2.5 訓練的 model 在 public data 上表現不如 private data，但在 private data 卻反之。可以推測其他污染源的 features 對於 pm2.5 的濃度預測確實存在影響，但影響的關係可能並非簡單的線性迴歸可以模擬。

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

(1)　抽全部污染源 feature

Training final loss = 5.8055

Kaggle RMSE: public = 5.97570,　private = 7.22232

(2)　只抽取全部 pm2.5 的 feature

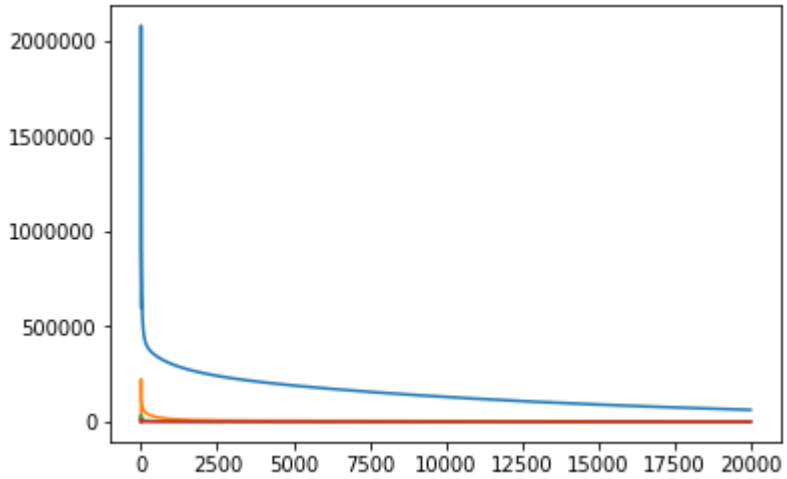
Training final loss = 6.2070

Kaggle RMSE: public = 6.22732,　private = 7.22552

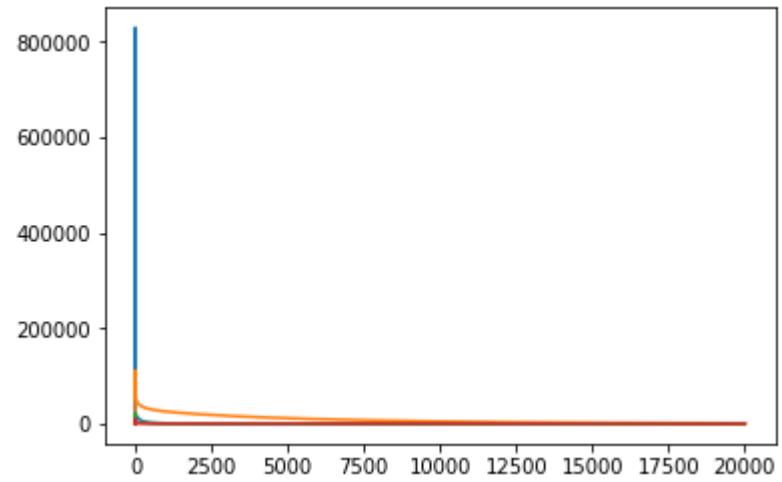
若單純就結果而論，表現都明顯變得比較差，甚至連 training 的 loss 也高出許多（至少高出 0.5 以上）。但是在 training 的過程中最顯而易見的變化是，大概才到不到四分之一的 iteration 過程 loss 幾乎就收斂很難再降低了。從跟前面比較起來，原因應該是因為參數本身就比較少，使得收斂的速度加快，但是也比較難得到較低的 loss（結果比較不準確）。

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

(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)



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 $\sum_{n=1}^{N}\left(y^n - x^n \cdot w\right)^2$ 。若將所有訓練資料的特徵值以矩陣 $X = [x^1\ x^2 \dots x^N]^T$ 表示，所有訓練資料的標註以向量 $y = [y^1\ y^2 \dots y^N]^T$ 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) $(X^TX)^{-1}yX^T$

答案: (c)