請實做以下兩種不同 feature 的模型,回答第(1)~(3) 題:

- (1) 抽全部 9 小時内的污染源 feature 當作一次項(加 bias)
- (2) 抽全部 9 小時内 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 mode1 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

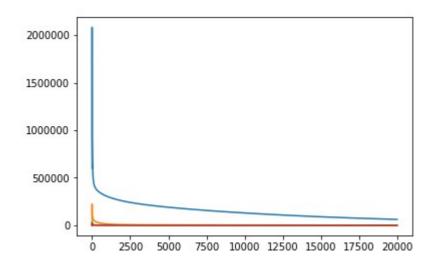
(2) 只抽取全部 pm2.5 的 feature

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 小時内的污染源 feature 當作一次項(加 bias)



(2) 抽全部 9 小時内 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(1abe1)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) $(X^{T}X)^{-1}X^{T}y$
 - (d) $(X^TX)^{-1}yX^T$

答案: (c) 理由