

學號：R06944094 系級：網媒碩一 姓名：黃敬庭

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** 的一次項(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

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

抽全部污染源一次做，利用 **adam** iterate 100000 次之後

result : 6.56272

只抽 **pm2.5**，利用 **adam** iterate 100000 次之後

result : 6.59624

只利用 **pm2.5** 與利用全部的 **feature** 所做出來的結果看起來差不多，可見其 **feature** 對 **pm2.5** 的預測能力的影響其實遠不如 **pm2.5** 本身高

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

抽全部污染源一次前五小時做，利用 **adam** iterate 100000 次之後

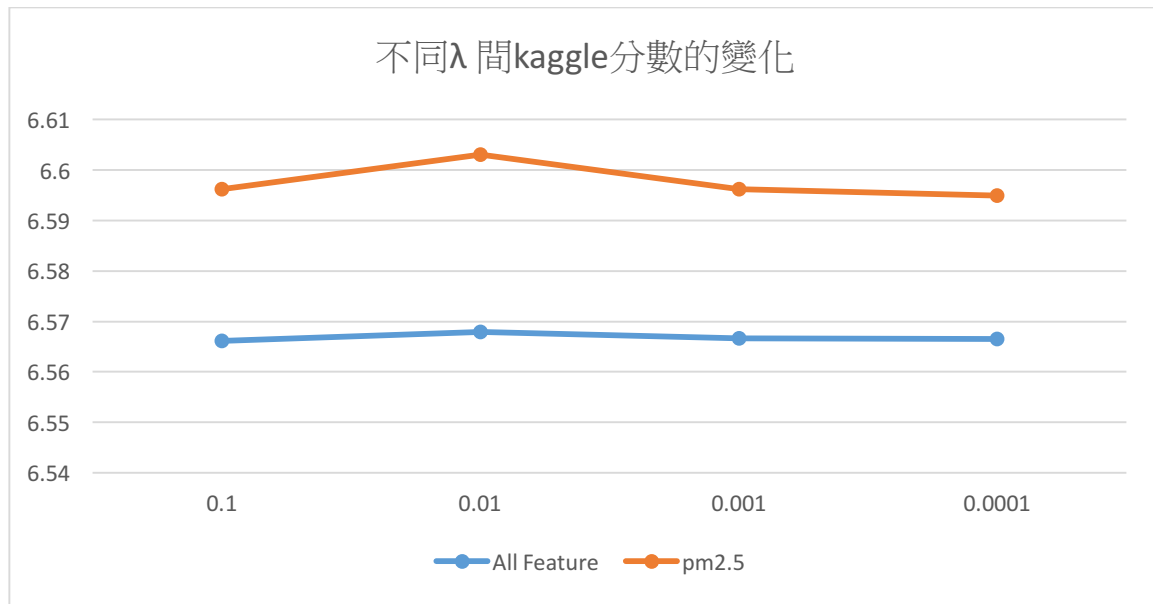
result : 6.64094

只抽 **pm2.5** 前五小時，利用 **adam** iterate 100000 次之後

result : 6.66092

雖然整體來講並沒有抽 9 小時的數據表現的這麼好，不過差距也不大，所以我猜想前面 4 小時的數據的影響力可能也並不高

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



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)為一存量 \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 $\sum_{n=1}^N (\mathbf{y}^n - \mathbf{x}^n \cdot \mathbf{w})^2$ 。若將所有訓練資料的特徵值以矩陣 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}^1 \mathbf{x}^2 \dots \mathbf{x}^N]^T$ 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 \mathbf{X} 和 \mathbf{y} 表示可以最小化損失函數的向量 \mathbf{w} ？請寫下算式並選出正確答案。(其中 $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 為 invertible)

- (a) $(\mathbf{X}^T \mathbf{X}) \mathbf{X}^T \mathbf{y}$
- (b) $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-0} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$
- (c) $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$
- (d) $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-2} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$

(c)

因為 $\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{w}$ 不存在解,所以我們要的是一個 quadratic minimization ,他的 obj function 是我們的 loss function,把它寫成：

$$(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w})$$

將它對 \mathbf{w} 做微分找為 0 的時候可以使 loss func 最小：

$$-\mathbf{X}^T \mathbf{y} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X}) \mathbf{w} = 0$$

運算一下之後得到：

$$(\mathbf{X}^T \mathbf{X}) \mathbf{w} = \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$

兩邊同乘 $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$:

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$