

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

Note: Model 均使用 SGD 和 adagrad，並且每次使用 98%的資料 training，2%資料 validation；由於 PM2.5 中有-1，因此取該點前一個時間點的 PM2.5 值 impute。

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

只用 PM2.5 的一次項 feature 可以到比使用全部污染源 features 還要好的成績。從結果可以得知 PM2.5 的一次項提供了大多數的資訊，並且全部污染源特徵中可能有些助益不大，並且會影響回歸的擬合。

Kaggle average RMSE	
All features used	7.22968
only PM2.5 used	6.66473

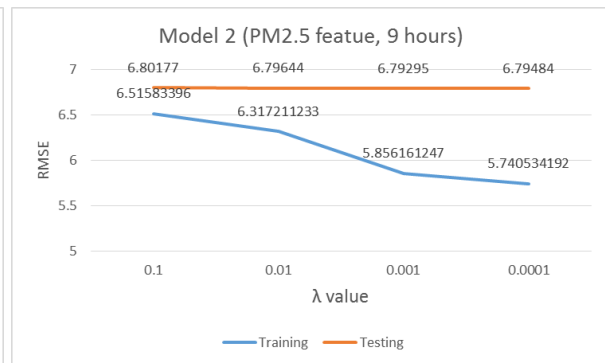
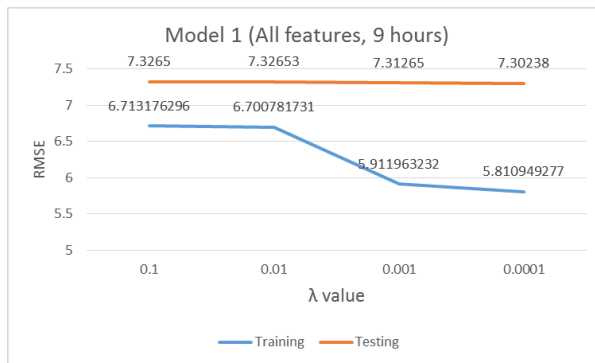
2. (1%)將 feature 從抽前 9 小時改成抽前 5 小時，討論其變化

取前五小時的特徵後，在兩種不同 feature 的模型都得到了更低的 RMSE。因此篩選不必要的變數可以避免回歸過度擬合。而只用 PM2.5 的模型依然優於用上全部污染源特徵的模型。除了誤差上的變化之外，training 的過程中，只抽前五小時的模型收斂較快，可能是因為維度較小。

Kaggle total score	
All features used; 9 hours	7.22968
only PM2.5 used; 9 hours	6.83473
All feature; 5 hours	6.90520
PM2.5; 5 hours	6.66886

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

比較四組 regularization term 後發現各組的 testing RMSE 並沒有顯著的差異，不過 training RMSE 會隨著  $\lambda$  提高而上升，可發現 regularization term 造成的影響。兩種不同 feature 的模型中，只取 PM2.5 feature 者有依然有較低的 RMSE。



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)為一存量  $y^n$ ，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  $\sum_{n=1}^N (y^n - x^n \cdot w)^2$ 。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  $w$ ？請寫下算式並選出正確答案。(其中  $X^T X$  為 invertible)

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

答案: (c)

$$\text{Loss function} = \sum_{n=1}^N (y^n - x^n \cdot w)^2$$

Linear least squares problem 是 convex optimization problem。為求最小化損失函數，可讓損失函數對  $w$  微分，並令其等於零。

$$\frac{\partial \text{Loss function}}{\partial w} = 2 \sum_{n=1}^N (y^n - x^n \cdot w) (-x^n) = -2X^T (y - Xw) = 0$$

$$2X^T X w = 2X^T y$$

並且  $X^T X$  為 invertible，兩邊同乘  $(X^T X)^{-1}$

故  $w = (X^T X)^{-1} X^T y$ ，選(c)