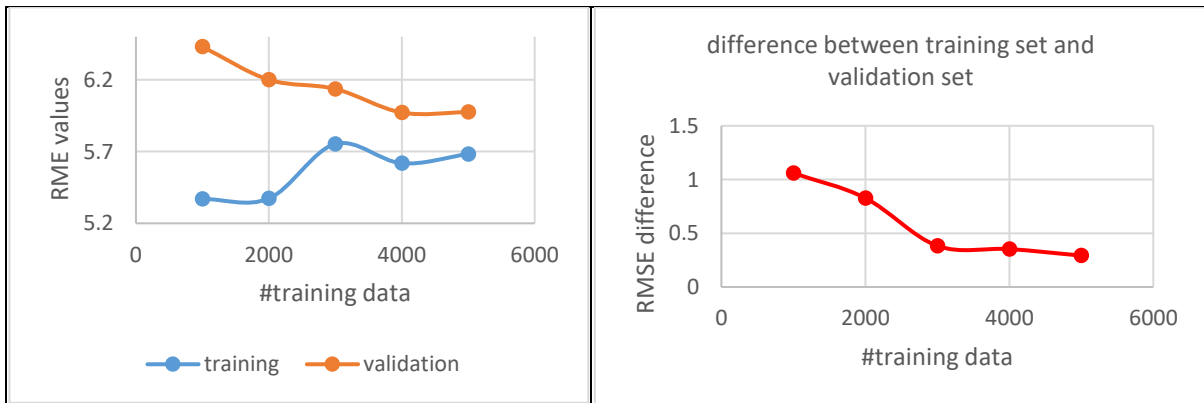


1. 請簡明扼要地闡述你如何抽取模型的輸入特徵 (feature)

答：因為是要使用九小時資料預測第十小時的 PM2.5，所以我把每個月 20 天，每天 24 小時的資料，共 480 小時的資料，每個連續 9 小時的資料當作 input，第十小時的 pm2.5 當作 label，所以每個月有 471 筆 training data(即(train_x, train_y)的 pair)，一年 12 個月就有 5652 筆 training data，我嘗試過選取 18 種不同的因素任意組合，最後發現 $pm_{2.5}$, O_3 , CO , $wind_speed$, $wind_Hr$ ，搭配組合結果最好！

2. 請作圖比較不同訓練資料量對於 PM2.5 預測準確率的影響

答：每筆 training data 是由每九小時的 18 種因素共 162 個資料，及第十天 pm2.5 的濃度所組成，使用一次方程式 $y = wx + b$ ， w, b initial 為 0，並且使用 ada_grad，initial learning rate=0.1，共跑 5000 個 iterations，validation set 是從 training set 中切出來的 652 筆 data，比較 training data 數量分別為 1000、2000、3000、4000、5000 筆資料的結果



隨著 training dat 的增加：

- (1) training set 的 RMSE 值有增加的趨勢(上方左圖)。
- (2) validation set 的 RMSE 值漸減(上方左圖)。
- (3) training set 和 validation set 的 RMSE 值差距變小(上方右圖)。
- (4) 只用 1000 筆 training data overfitting 最嚴重(上方左圖)

由此可知隨著 training set 的增加，結果比較不容易 overfitting，預測結果也有越準確的趨勢。

3. 請比較不同複雜度的模型對於 PM2.5 預測準確率的影響

答：1 st: $y = wx + b$; 2 nd: $y = w_2x^2 + w_1x + b$; 1 type: pm2.5 ; 18 types: 所有因素

traing set	1st	2nd
1 type	6.11956	6.103137
18 types	5.647987	5.454796

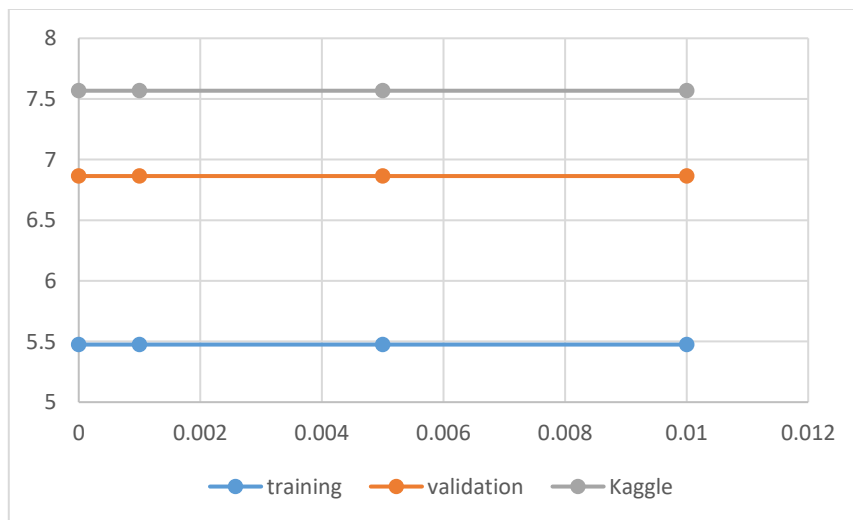
validation set	1st	2nd
1 type	6.158427	6.244267
18 types	6.022059	6.188182

由上表可知，在使用相同 data type(例如都使用 pm2.5 或 18 種因素都考慮)的情況下，在 training set 上一次式的 RMSE 比二次式的 RMSE 高，但在 validation set 上一次式的 RMSE 較二次式的 RMSE 低，由此可知提高 function 的複雜度，更容易發生

overfitting 的情況，預測的準確度可能因此下降。若在相同 function(同為一次式或二次式)之下，增加 data type，不論在 training set 或 validation set 的 RMSE 都下降，由此可知增加 data type 將使預測 pm2.5 時考慮到更多影響因素，預測較準確。

4. 請討論正規化(regularization)對於 PM2.5 預測準確率的影響

答：因為 regularization 是用來解決 overfitting 的問題，由 2. 可知當只使用 1000 筆 training data 時，overfitting 最嚴重，所以選用 1000 筆 training，其他條件同 2.，比較 $\lambda=0$ 、0.01、0.005、0.001。



有左圖可知隨著 λ 值的不同對於預測準確度的影響並無太大差別，在我自己程式實作時也有試著加入 regularization，但只讓我在 Kaggle 上的 RMSE 值減少 0.00003，因此我認為加入 regularization 對於提升預測準確度並無太大幫助。

5. 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 $\sum_{n=1}^N (y^n - w \cdot x^n)^2$ 。若將所有訓練資料的特徵值以矩陣 $X = [x^1 \ x^2 \ \dots \ x^N]$ 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，請以 X 和 y 表示可以最小化損失函數的向量 w 。

答：設 $x^1 = [x_1^1, x_2^1, \dots, x_m^1]^T$ ， x_k^1 是純量 $\rightarrow w = [w_1, w_2, \dots, w_m]$ ， w_k 是純量

$$\hat{y}^k = w \cdot x^k, \hat{y} = X^T \cdot w, \sum_{n=1}^N (y^n - w \cdot x^n)^2 = (y - X^T \cdot w)^T (y - X^T \cdot w)$$

$$\frac{\partial}{\partial w} (y - X^T \cdot w)^T (y - X^T \cdot w) = \frac{\partial}{\partial w} (w^T X X^T w - w^T X y - y^T X^T w + y^T y) = 0,$$

$$\rightarrow X X^T w = X y, \therefore w = (X X^T)^{-1} X y$$

6. 我的 hwl.py 和 hwl_best.py

這兩個程式的 model 都是選擇 $pm2.5, O_3, CO, wind_speed, wind_Hr$ ，其中的差別是 hwl.py 是使用一次方程式 $y = w \cdot x + b$ ，並且搭配 adagrad，hwl_best.py 是使用二次方程式 $y = w_2 x^2 + w_1 x + b$ ，並且搭配 Stochastic Gradient Descent。