學號：B03705038 系級： 資管三 姓名：陳星宇

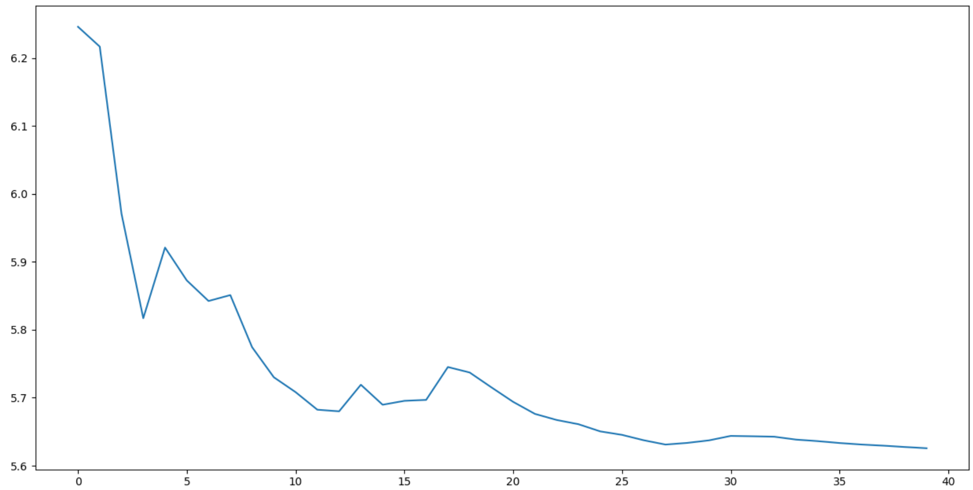
1. 請簡明扼要地闡述你如何抽取模型的輸入特徵 (feature)

答：

計算第 1 小時到第 9 小時的每一個觀測項以及其的平方對第 10 小時的 pm2.5 的相關係數，最後取較高的作為 feature。最後我使用的 feature 為前 9 個小時的 pm2.5 以及前 9 個小時的 pm2.5 的平方，總共 18 個 feature。

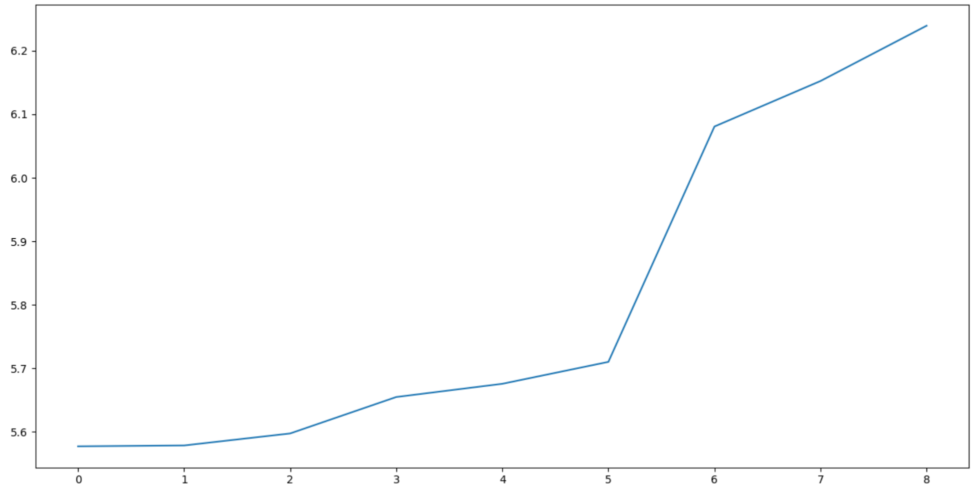
2.請作圖比較不同訓練資料量對於 PM2.5 預測準確率的影響

答：



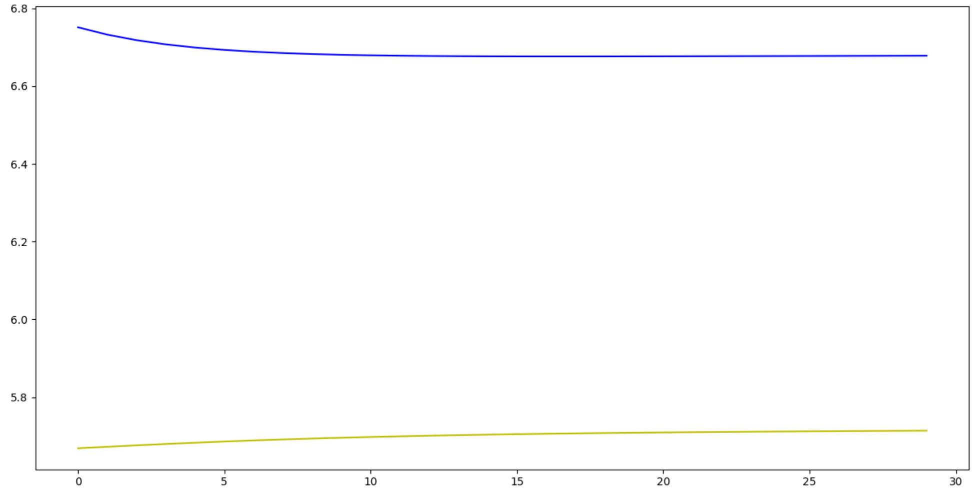
我從 training data 中分了 1652 個 element 作為 testing data，第 3 題也是相同作法。橫軸代表最後拿去 train 的 element 數量，從 100 個到 4000 個，縱軸代表相應的 testing error。觀察此圖，可以發現大致上訓練資料量預測準確率呈正相關。

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：



此題我只有使用 pm2.5 作為 feature。橫軸代表從第 (x+1)個小時開始取，例如 0 代表從第 1 個小時開始取，取到第 9 個小時，然後預測第 10 個小時的 pm2.5，以此類推。由圖可見，模型複雜度與預測準確度呈正相關。

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



由於經過實驗之後，發現小樣本似乎比較容易出現 over fitting 的問題，因此我取前 200 個 element 作為 training data，剩下的 5452 個 element 作為 testing data。圖中藍色的線為 testing error，黃色的線為 training error，而橫軸為 regularization 中 lambda 的值。可以發現隨著 lambda 的變大，training error 逐漸變大，而 testing error 逐漸變小，但 lambda 超過一個臨界點之後，兩者的 error 都緩慢地上升。

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

Loss function $= \mathrm{L} = (y - Xw)^T(y - Xw)$

We want to minimize the value of loss function:

⇨ $\frac{\partial L}{\partial w} = 0$

⇨ $\frac{\partial}{\partial w}(y - Xw)^2 = 0$

⇨ $-2X^T(y - Xw) = 0$

⇨ $X^T y = (X^T X)\mathrm{w}$

⇨ $w = (X^T X)^{-1} X^T y$