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 當作一次項(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

c. 第 1-3 題請都以題目給訂的兩種 model 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

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

   (1) 7.28336+5.77120=12.60902

   (2) 7.23635+5.90240=13.13875

   若在兩個 model 中皆使用 gradient descent 中的 adam 以及 feature scaling，且 learning rate 及 y=b+w*x 中的初始參數都相同時，抽全部 9 小時內的污染源 feature 當作一次項所得到的誤差值會比只抽全部 9 小時內 pm2.5 的一次項當作 feature 還要小，可能是因為提供參考的數據多寡及豐富性造成結果上的差異。

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

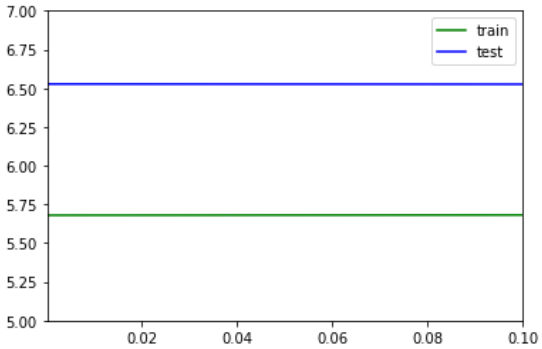
   (1) ~ 5.80507

   (2) ~ 6.18642

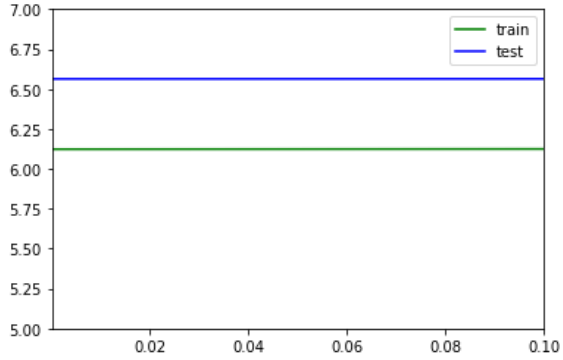
   若在兩個 model 中仍繼續使用 gradient descent 中的 adam 以及 feature scaling，且 learning rate 及 y=b+w*x 中的初始參數都相同時，抽全部 5 小時內的污染源 feature 當作一次項所得到的誤差值仍會比只抽全部 5 小時內 pm2.5 的一次項當作 feature 還要小，且差距相對 9 小時的誤差質更大，feature1 與 feature2 本身誤差值也相對增加。可知取樣連續樣本數變小時，所得預測誤差值將會增大。

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

   (1)



(2)



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$\sum_{n=1}^{N} y^n - x^n * w$。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) **ans:c**

a. $(X^TX)X^Ty$
b. $(X^TX)yX^T$
c. $(X^TX)^{-1}X^Ty$
d. $(X^TX)^{-1}yX^T$