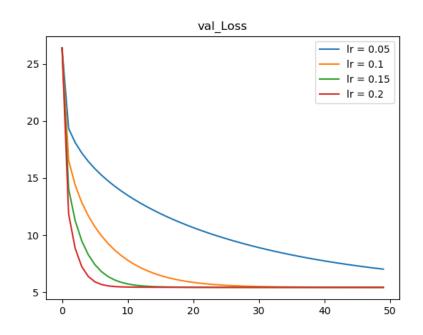
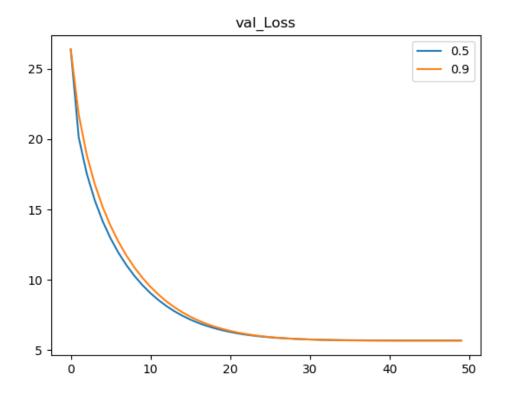
- a. 1~3 題的回答中, NR 請皆設為 0, 其他的數值不要做任何更動。
- b. 可以使用所有 advanced 的 gradient descent 技術(如 Adam、Adagrad)。
 - c. 1~3 題請用 linear regression 的方法進行討論作答。
- 1. (2%) 使用四種不同的 learning rate 進行 training (其他參數需一致),作圖並討論其收斂過程(橫軸為 iteration 次數,縱軸為 loss 的大小,四種 learning rate 的收斂線請以不同顏色呈現在一張圖裡做比較)。



縱軸為 loss, 橫軸為 itertime(*1000)

可以發現隨著 learning rate 越大,loss 也下降的越快,且除了 0.05 的尚未到達底部,其他三個分別在不同次數時開始產生 overfitting。

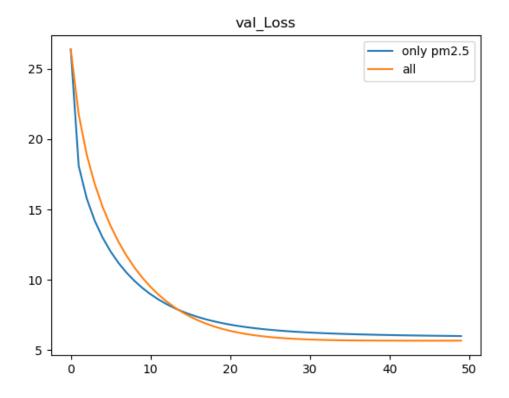
2. (1%) 比較取前 5 hrs 和前 9 hrs 的資料 (5*18 + 1 v.s 9*18 + 1) 在 validation set 上預測的結果,並說明造成的可能原因 (因為 testing set 預測 結果要上傳 Kaggle 後才能得知,所以在報告中並不要求同學們呈現 testing set 的結果,至於什麼是 validation set 請參考: https://youtu.be/D_S6y0Jm6dQ?t=1949)。



縱軸為 loss, 橫軸為 itertime(*1000)

可以發現只取前五小時資料時,loss 的下降速度較取 9 小時來的快,可能是因為前五小時的資料距離所要預測的時間較近,相關性更高,但在次數足夠多之後,取五小時和取九小時的 loss 就趨近相同了。

3. (1%) 比較只取前 9 hrs 的 PM2.5 和取所有前 9 hrs 的 features (9*1 + 1 vs. 9*18 + 1) 在 validation set 上預測的結果,並說明造成的可能原因。



縱軸為 loss, 橫軸為 itertime(*1000)

可以發現一開始時,只取用 pm2.5 作為 train data 的 loss 是下降比較快的,可能是因為我們要預測的對象本身就是 pm2.5,只取用 pm2.5 的 data 的相關性比較高。但在 itertime 到 13000 左右時,取用全部資料的 loss 開始小於 pm2.5 的,可能是因為其他資料雖然相關性較低,但也非完全無關,所以雖然一開始因整體相關性不如 pm2.5 來得高,而使 loss 下降較慢,但其所能達到 loss 的下限是相對較低的。

4. (2%) 請說明你超越 baseline 的 model 是如何實作的(例如:怎麼進行 feature selection,有沒有做 pre-processing、learning rate 的調整、 advanced gradient descent 技術、不同的 model 等等)。

設定 itertime 為 10000, learning rate 為 1,對 train data 和 test data 做 pre-processing: 將所有非溫度的項,小於 0 的改為 0(因為估計非溫度的項小於 0 應是觀測錯誤或是記錄錯誤)。扣除了跟溫度及和風速有關的 WD_HR、WIND_DIREC、WIND_SPEED、WS HR 五項 feature,並使用 Adagrad 改進。