Execution description: Please describe the detailed steps how to execute your codes.

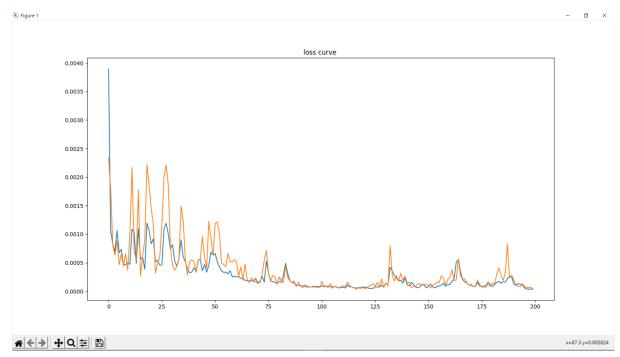
輸入python train.py訓練資料, 訓練完後會產生2張圖, loss curve及wrmsecurve。 loss curve:包含train_loss及validation_loss兩條線。 wrmse curve:包含Training WRMSE及validation WRMSE兩條線。

於訓練完資料後,

輸入python test.py產生result.csv。

Experimental results: As specified in the assignment.

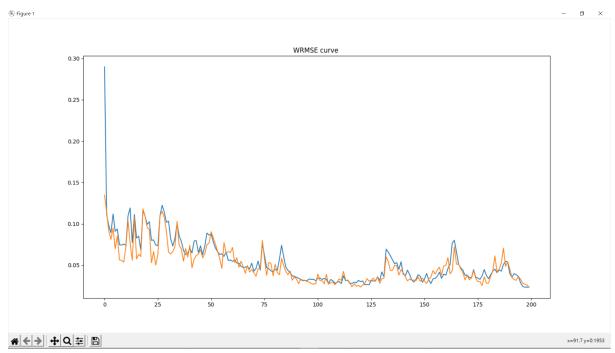
learning rate=0.002,epoch=200,batch_size=32



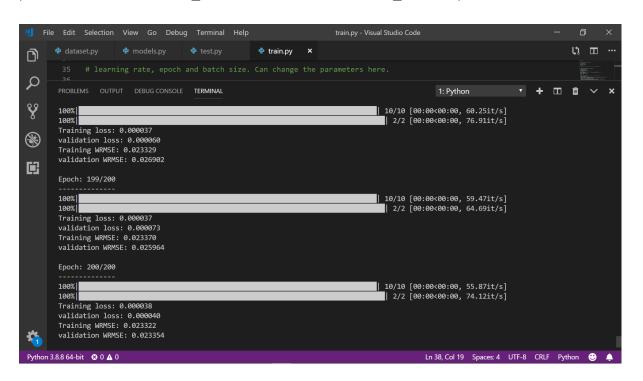
藍色是train_loss

橘色是validation_loss

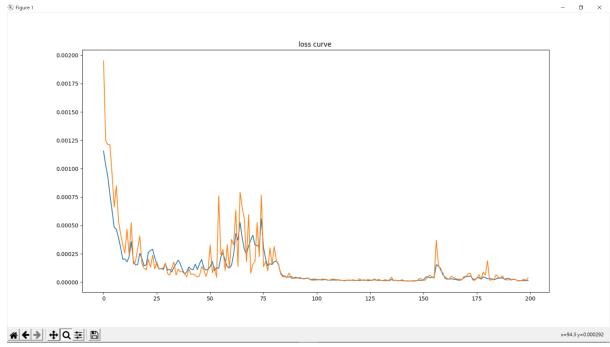
(兩條線幾乎fit, train_loss大致低於validation_loss)



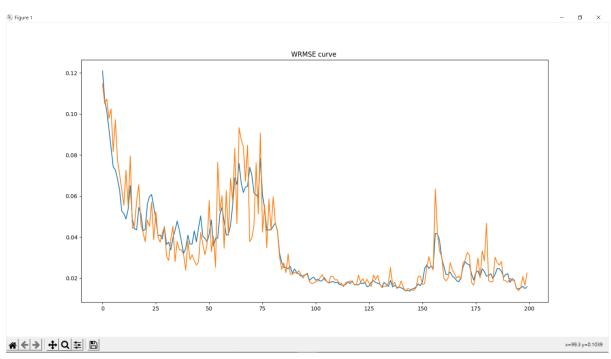
藍色是train_WRMSE 橘色是validation_WRMSE (兩條線幾乎也幾乎fit, train_WRMSE也大致低於validation_WRMSE)



learning rate=0.002,epoch=200,batch_size=32



藍色是train_loss 橘色是validation_loss (兩條線幾乎fit, train_loss大致低於validation_loss)



藍色是train_WRMSE 橘色是validation_WRMSE (兩條線幾乎也幾乎fit, train_WRMSE也大致低於validation_WRMSE)

Conclusion: The observation from your results.

透過對資料的標準化後,各組統計數據區間會集中而變得平均,有助於對資料模型的訓練,讓訓練效果更加準確。

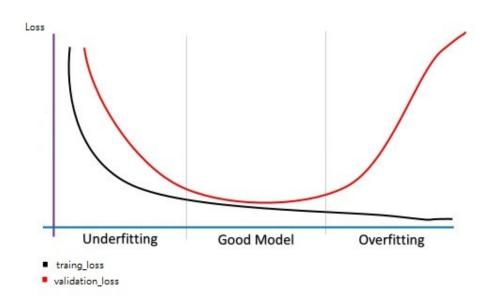
在有效的訓練模型下traing loss理論上不會超過validation_loss。

又可分為underfitting、good fit及overfitting如下圖。

在good fit之前, 若持續訓練traing data, 可使得其曲線更加接近validation data的結果, 此時的狀態稱為underfitting。

在good fit之後, 若持續訓練traing data, 會使得曲線遠離validation data的結果, 這段狀態則稱為overfitting。

兩者曲線最接近的那段區間, 稱為good fit。



Discussion: The questions or the difficulties you met during the implementation.

在計算train_loss, 及validation_loss時, 因為除的值有誤,導致圖中的train_loss高於 validation_loss, 原先除到整個資料的長度(trainload、validloader)而導致數值不對,將除的底 改成除資料集後(trainload.dataset及validloader.dataset), 各自的loss值即變成合理的樣貌。

在資料標準化時, 原先作法未設定區先範圍, 使得即便標準化後, 區間仍呈現較為分散的結果, 所以透過min_max_scaler = preprocessing.MinMaxScaler(), 來設定大小範圍, 再透過min_max_scaler.fit_transform()來做標準化, 將設定的範圍可以套用到資料集裡。