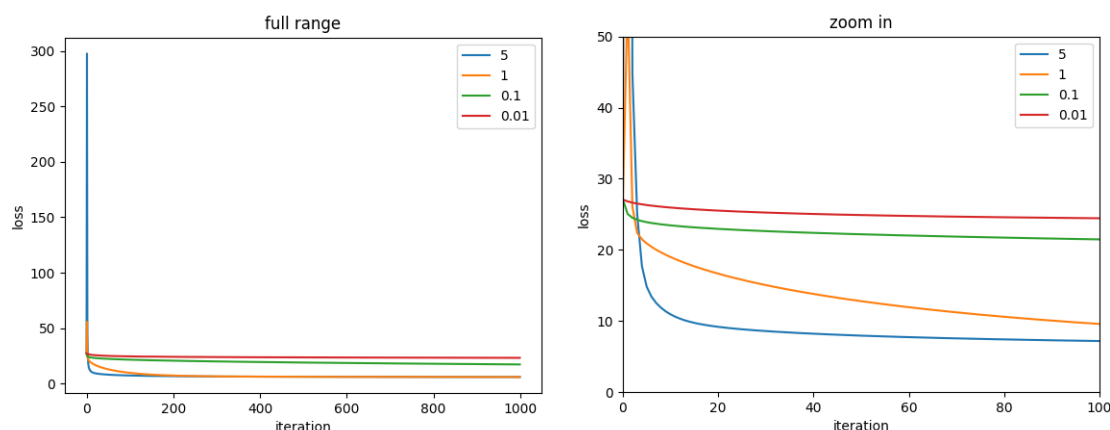


1. (2%) 使用四種不同的 learning rate 進行 training (其他參數需一致)，作圖並討論其收斂過程 (橫軸為 iteration 次數，縱軸為 loss 的大小，四種 learning rate 的收斂線請以不同顏色呈現在一張圖裡做比較)。



這裡的四種 learning rate 分別是 (5, 1, 0.1, 0.01)，設比較大的時候一開始會收斂的比較快，也有一個現象就是大一點的 learning rate 一開始的 loss 大約是 27.x，但一開始會突然暴增再將回來。較小的 learning rate 沒有此現象，收斂比較緩慢。

2. (1%) 比較取前 5 hrs 和前 9 hrs 的資料 ($5 \times 18 + 1$ v.s $9 \times 18 + 1$) 在 validation set 上預測的結果，並說明造成的可能原因 (1. 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 2. 9hr: 取前 9 小時預測第 10 小時的 PM2.5；5hr: 在前面的那些 features 中，以 5~9hr 預測第 10 小時的 PM2.5。這樣兩者在相同的 validation set 比例下，會有一樣筆數的資料)。

(這邊的 loss 是 validation)

取前 9 小時 (loss: 5.91220546628651)

取前 5 小時 (loss: 5.7537144915068925)

```
0:27.239591682144457
100:22.723975744599546
200:10.427772652266519
300:7.635824772204668
400:6.849878685598302
500:6.518567463859378
600:6.32564308053946
700:6.1943518687643575
800:6.09908116190811
900:6.027838242824769
loss: 5.91220546628651
Yende-MacBook-Pro:hw1 yenmeng$
```

```
0:27.239591682144457
100:6.769146376178991
200:6.318289527592378
300:6.144478318308482
400:6.054277686471182
500:6.000403922058336
600:5.965544643193107
700:5.941882069664843
800:5.925330200419585
900:5.913518104032259
loss: 5.7537144915068925
Yende-MacBook-Pro:hw1 yenmeng$
```

比較取前 5 hrs 和前 9 hrs 的資料，只取前 5 hrs 的資料在validation set的loss較小。
推測可能因為在資料量不是那麼大的狀況下，用過長的時間訓練會影反而效果會比用接近一點的、短一點的時間訓練來得差。前五小時比較接近要預測的第十小時，所以可能相關度較高，而前四小時資訊可能相對來說沒那麼重要。在這裡因為其他參數不能動，所以造成這樣的結果也可能和其他參數相關，例如iteration、learning rate等，像從上圖可以看到只取前 5 hrs 的一開始收斂較快，所以iteration不夠多的情況下只取前 5 hrs 的loss的確會比較小。

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

(這邊的loss是validation)

all features (loss: 5.91220546628651)

only PM2.5 (loss: 5.86461175212293)

```
0:27.239591682144457
100:22.723975744599546
200:10.427772652266519
300:7.635824772204668
400:6.849878685598302
500:6.518567463859378
600:6.32564308053946
700:6.1943518687643575
800:6.09908116190811
900:6.027838242824769
loss: 5.91220546628651
Yende-MacBook-Pro:hw1 yenmeng$
```

```
0:27.239591682144457
100:6.4751169941736295
200:6.299428696470295
300:6.239356702474483
400:6.214218284941439
500:6.203148310110213
600:6.198180209744697
700:6.195929908267414
800:6.194904606778376
900:6.194435146005474
loss: 5.86461175212293
Yende-MacBook-Pro:hw1 yenmeng$
```

比較只取前 9 hrs 的 PM2.5 和取所有前 9 hrs 的 features，只取前 9 hrs 的 PM2.5 的loss較小。這題的原因跟前一題可能有點類似，在資料量不夠大、iteration不夠多次的狀況下，太多feature會像雜訊一樣造成干擾，所以只保留PM2.5這個target feature反而可以比較準確預測。

4. (2%) 請說明你超越 baseline 的 model(最後選擇在Kaggle上提交的)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)。

一開始把learning rate調小，iteration調大。有對PM2.5的row做pre-processing，因為發現裡面有一些值是-1，代表沒量到，所以我就把這些-1的地方填上該row的mean，loss就有小很多。另外，在training的時候我把7月份的資料拿掉，因為發現有一些不太合理的值，loss也有因此變小。feature selection的部分時做了兩種版本，一種是有抽掉PM10，另一

種沒有，有抽掉PM10的版本是抽掉['RAINFALL','PM10','WS_HR']，另一種是抽掉['RAINFALL','WIND_DIREC','NO2','THC']。兩種都有過public strong baseline，抽掉PM10的效果非常好，但按常理來說PM10跟PM2.5應該是蠻相關的（？）所以不太確定是否已經有overfitting的現象。