# ML2016 HW1 Report

## R05921040 謝友恆

#### Code:

```
g2 = np.zeros(162)
gb2 = 0
g = np.zeros(162)
for i in range(iternum):
   r = random.randint(0, 5252)
   train2 = train[:, r:r+400]
   c = (y[r:r+400] - w.dot(train2) - b)
   if(reg == 1):
       g = (2 * (c * -1 * train2).mean(axis = 1)) + 2 * theta * w
   else :
       g = (2 * (c * -1 * train2).mean(axis = 1))
   gb = (-2 * c.mean())
   g2 = g2 + g*g
   gb2 = gb2 + gb*gb
   w = w - alpha * g / np.sqrt((g2+eta).astype(float))
   b = b - alpha * gb / np.sqrt((gb2+eta).astype(float))
```

#### Method:

- Feature Extraction: 在本次的作業中使用了兩種版本的 feature, 一種 是單純使用前九小時的 PM2.5 資料,第二種是使用前九小時的所有 (18種)資料。從每個月的第一個小時開始每一小時取一次一直到每個 月二十號為止,總共有 5652 筆資料。
- Preprocessing: 而觀察發現資料內會有一些欄位為-1,由於不可能出現濃度-1,因此可能是出現錯誤或沒有值的資料,對每一種類的資料而言,若其九小時內出現-1的資料,則在這次的實作中將其排除,並補上這九小時內不為-1的資料的平均。較好的方式應該是對其前後合法的資料做內插,不過並沒有實作這項功能。
- Linear Regression: 本次的 Linear Regression 使用了 stochastic gradient descent,一次取四百筆資料來計算 gradient descent,同時搭配 adagrad 減少 training 時間。

## Regularization:

Regularization 的部分在是在誤差項的計算由

$$L = \Sigma_i (y - x_i \times w_i - b)$$

改為

$$L = \Sigma_{i}(y - x_{i} \times w_{i} - b)^{2} + \lambda \times \Sigma_{i}w_{i}$$

希望透過這樣的方式減少因雜訊產生的誤差。

適當的 regularization 會有不錯的效果,雖然在 train 的時候 error 會稍大,但更能反映對真實資料的表現,但過大的 regularization 會使 error 變大實際測試結果如下:

Lambda	0.1	0.5	1	1.5	2
Local error	5.52	5.65	5.71	5.66	5.66
Public set error	5.72	5.91	5.97	5.95	5.87
Private set error	7.19	7.36	7.28	7.42	7.31

### Learning Rate:

在沒有使用 adagrad 的情況下,若讓 learning rate 過大,雖然一開始收斂 速度快,但會導致 training 時 error 跳動,無法達到較好的結果,甚至會無 法收斂。而使用 adagrad 之後 Learning rate 造成的影響就相對小了,就算 用較大的 learning rate 加速前期收斂,後期也會因為分母變大的關係自動 變小。