# **EE655000 Machine Learning**

## **Homework 2 Report**

110062802 呂宸漢

## 1. Maximum Likelihood and Least Squares (MLLS)

這次作業的 spec 中有說明要如何計算 feature vector ( $\Phi$ ),因此我們只需要將 spec 中計算 $\Phi$ 的公式打進程式,再依照課本上的 $W_{ML} = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T t$  (3.15),將 training data 計算出來的 feature vector 帶入 $\Phi$ 並將 training data 的 label 帶入 t以算出 model 的 weight。在 predict 時,只需要將 testing data 計算出的 $\Phi$ 依照 spec 所述 $y(x,w) = \sum_{j=1}^{P+2} w_j \phi_j(x)$ 把 $\phi$ 與對應的 weight 相乘並加總,即可得到 predict 的機率。

由於 spec 上 feature vector 的擺法為 $\Phi(x) = [\phi_1(x), \phi_2(x), ..., \phi_{P+2}(x)]^T$ 與課本上的 $\Phi$  差一個 transpose,為了可以直接利用課本的計算公式,我在計算 $\Phi$  時是依照 spec 的順序並按照課本上的擺法擺放。由於 $\Phi$ 的維度為(n, P+2),weight 的維度為(P+2, 1),因此在 predict 時可以將計算方式簡化成 $\Phi$  × W的矩陣乘法,利用矩陣乘法的特性,便可以直接得到 predict 的結果y,維度為(n, 1)。 O1 = 2, O2 = 4:

MSE of BLR = 0.0074112157477848484, MSE of MLR= 0.007886485349383129.

#### 2. Bayesian Linear Regression (BLR)

Bayesian linear regression 的 weight 計算方式為 $m_N = S_N(S_0^{-1}m_0 + \beta\Phi^Tt)$ ,  $S_N^{-1} = S_0^{-1} + \beta\Phi^T\Phi$ ,將 $S_0^{-1} = \alpha I$ 帶入化簡後可得 $w = (\lambda I + \Phi^T\Phi)^{-1}\Phi^Tt$  (3.28),

其中I為單位矩陣、 $\lambda = \frac{\alpha}{\beta}$ 為常數,透過此公式即可計算 model 的 weight。在了

解 weight 的計算方式後便可以利用與 MLLS 相同的流程計算 weight 與 predict testing data 的結果。

O1 = 2, O2 = 4:

MSE of BLR = 0.0074112157477848484, MSE of MLR= 0.007886485349383129.

## 3. Discuss the difference between MLLS and BLR

由兩者計算 weight 的公式可以發現,其實兩個 function 大同小異,只是 BLR 在計算 weight 的公式多了 $\lambda$ I這一項,這一項主要是為了不要讓 model 的 weight 過大,避免 model overfitting。當 $\lambda=0$ 時,BLR 就會與 MLLS 相同,因此可以將 BLR 視為有 regularization 的 MLLS。

### The impact of different choices of O1 and O2

由下面兩張圖可以看出無論是在 MLLS 或是在 BLR 的 prediction result 中,當 O1 與 O2 越大時,training 的 MSE 會變得越來越小,testing 的 MSE 則會變大;反之在 O1 與 O2 變小時,training 的 MSE 會變大,testing 的 MSE 則會變小。會造成這種結果是因為在我們的 model 裡面,O1×O2 決定了 model 的複雜度,model 越複雜越可以 fit training data,不過也越容易造成 overfitting 的情況。比較 Figure 1 與 Figure 2 的折線可以看出因為 MLLS 本身不會限制 weight 的大小,所以在不同的 O1 與 O2 的設定上 training MSE 都差不多,可是在 O1 與 O2 都較大時 testing MSE 會急速上升,代表 model 已經 overfitting 了;而 BLS 則是因為有入I這一項做 regularization,所以雖然 O1 與 O2 變大 testing MSE 有變大,不過就沒有像 MLLS 這麼誇張,有成功控制 weight 的大小,避免 overfitting。在我的 case 中 O1=2 且 O2=4 在兩者有較小的 testing MSE,因此我將 default 的 O1 與 O2 分別設成 2 與 4。

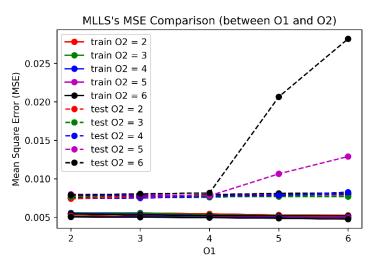


Figure 1: MLLS's MSE comparison

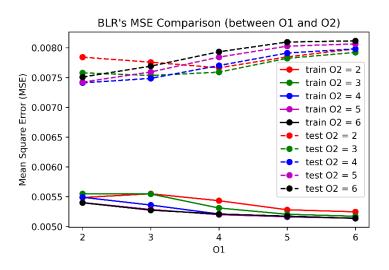


Figure 2: BLR's MSE comparison