## HW<sub>5</sub>

#### 賴冠維

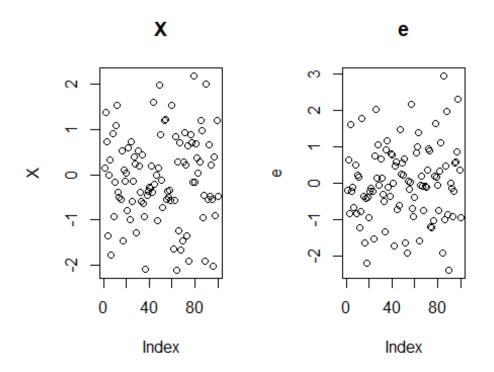
## 2020/12/4

```
## -- Attaching packages ------ tidyverse 1.3.0 --
## √ ggplot2 3.3.2
                   √ purrr
                            0.3.4
## √ tibble 3.0.4
                   √ dplyr
                            1.0.2
## √ tidyr
           1.1.2
                   √ stringr 1.4.0
## √ readr
           1.3.1
                   √ forcats 0.5.0
## Warning: package 'tibble' was built under R version 4.0.3
## -- Conflicts -----
                                   ----- tidyverse_conflicts() --
## x dplyr::filter() masks stats::filter()
## x dplyr::lag() masks stats::lag()
```

## (8)

#### (a)

設定 set.seed(12345),以 rnom()取出 x,e 各 100 個 observations



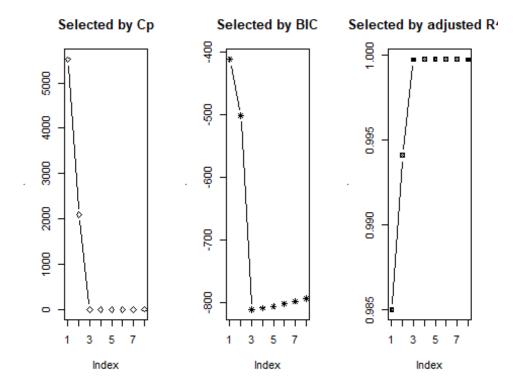
(b)

製造 $Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \beta_3 X^3 + \epsilon$ 設定 $\beta_0$  到 $\beta_3$  為(1,10,5,20) 首先使用默認方法,即為 Exhaustive Search (窮舉所有方法),所得如下:可以看到默認為到擷取 8 個變數,並列出每個變數下表現最好的變數組合。

```
## Subset selection object
## 10 Variables (and intercept)
##
    Forced in Forced out
## V1
       FALSE
              FALSE
## V2
       FALSE
              FALSE
## V3
       FALSE
              FALSE
## V4
       FALSE
              FALSE
## V5
       FALSE
              FALSE
## V6
       FALSE
              FALSE
## V7
       FALSE
              FALSE
## V8
       FALSE
              FALSE
## V9
       FALSE
              FALSE
## V10
       FALSE
              FALSE
## 1 subsets of each size up to 8
## Selection Algorithm: exhaustive
##
       V1 V2 V3 V4 V5 V6 V7 V8 V9
   ## 1
   ( 1 ) "*" "*"
## 3
## 4 ( 1 ) "*" "*" "*"
   (1)
       ## 6 (1)
```

接著以 $Cp \cdot BIC \cdot Adj R square$ 三種不同標準來挑選變數,以 Cp(複雜度)最低、BIC 值最小、Adj R^2 最大為標準進行變數篩選,可以看到這三種方法( $Cp \cdot BIC \cdot Adj R square$ )分別挑選了  $4 \cdot 3 \cdot 5$  個變數,並且變數組成也不盡相同,代表不同方法所在意的地方都各有差異。

```
## [1] "Cp Select: 4 Variables"
                                                 V3
                                                             V4
## (Intercept)
                                    V2
                        ۷1
     0.9478419
                 9.5931787
                             5.2919897
                                        20.1234912 -0.1000258
##
## [1] "BIC Select: 3 Variables"
## (Intercept)
                        ۷1
                                    V2
                                                 V3
                           4.907571
      1.072448
                  9.610514
                                         20.117291
##
```



```
## [1] "Adj R^2 Select: 5 Variables"

## (Intercept) V1 V2 V3 V6 V10

## 0.905780200 9.615345281 5.407379418 20.099445433 -0.077575224 0.002591922
```

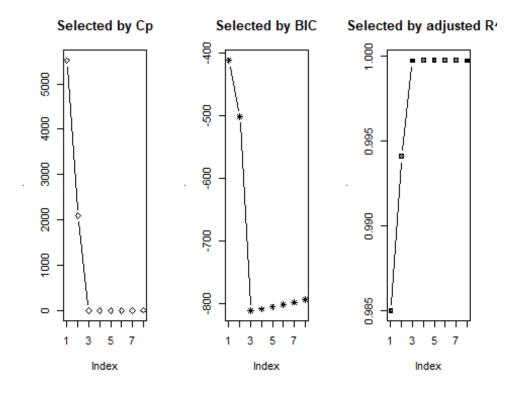
## (d)

首先使用 Forward stepwise Selection, Forward Stepwise 的作法:

\*在一個空的迴歸中逐一添加變數,直到任何一個變數的額外貢獻度(AIC、BIC、Cp 等)無統計意義就停止。

可以看到這三種方法( $Cp \cdot BIC \cdot Adj \ R \ square$ )分別挑選了  $4 \cdot 3 \cdot 5$  個變數,與前述結果相同。

```
## [1] "Cp Select: 4 Variables"
                                     V2
                                                  ٧3
                                                               ۷4
## (Intercept)
     0.9478419
                 9.5931787
                              5.2919897
                                          20.1234912
                                                      -0.1000258
##
## [1] "BIC Select: 3 Variables"
## (Intercept)
                                     V2
                                                  V3
                         ۷1
      1.072448
                   9.610514
                               4.907571
##
                                           20.117291
```



```
## [1] "Adj R^2: 5 Variables"

## (Intercept) V1 V2 V3 V6 V10

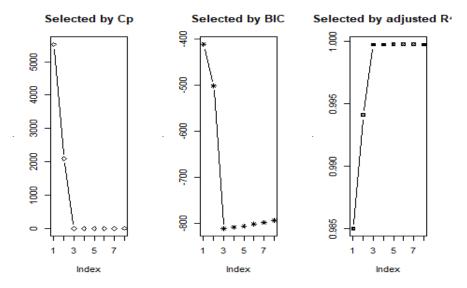
## 0.905780200 9.615345281 5.407379418 20.099445433 -0.077575224 0.002591922
```

接下來採用 Backwards stepwise Selection, Backward Stepwise:

\*在一個完整的迴歸中,逐一移除變數,直到移除任何一個變數時,模型都會損失過多的解釋力,那就停止。

可以看到這三種方法( $Cp \cdot BIC \cdot Adj R \ square$ )分別挑選了  $3 \cdot 3 \cdot 5$  個變數,僅 Cp 挑選結果改變,其餘相同。

```
## [1] "Cp Select: 3 Variables"
## (Intercept)
                        ۷1
                                    V2
                                                 V3
      1.072448
                  9.610514
                              4.907571
                                          20.117291
##
## [1] "BIC Select: 3 Variables"
## (Intercept)
                                                 V3
                        ۷1
                                    V2
                              4.907571
      1.072448
                  9.610514
                                          20.117291
```



```
## [1] "Adj R^2: 5 Variables"

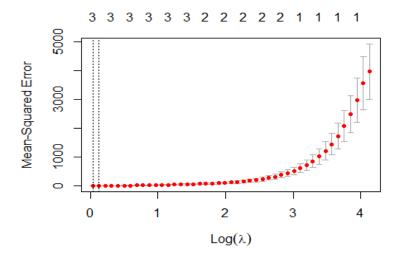
## (Intercept) V1 V2 V3 V6 V10

## 0.905780200 9.615345281 5.407379418 20.099445433 -0.077575224 0.002591922
```

#### (e)

使用 Lasso Regression,並且使用 Cross Validation 來挑選最佳的 $\lambda$ ,可由下圖所見:不論是 $\lambda_{min}$ 或是 $\lambda_{lse}$ 皆選取 3 個變數。

```
## Loading required package: glmnet
## Warning: package 'glmnet' was built under R version 4.0.3
## Loading required package: Matrix
##
## Attaching package: 'Matrix'
## The following objects are masked from 'package:tidyr':
##
## expand, pack, unpack
## Loaded glmnet 4.0-2
```



```
##
## Call: cv.glmnet(x = d[, -11], y = d[, 11], nfolds = 10, family = "gaussian", alp
ha = 1)
##
## Measure: Mean-Squared Error
##
## Lambda Measure SE Nonzero
## min 1.036 4.714 1.364 3
## 1se 1.137 5.387 1.662 3
```

 $\lambda_{min}$  選到 $X_1, X_2, X_3$ ,其參數為 9.148515,3.866065,19,799337

 $\lambda_{lse}$  選到 $X_1, X_2, X_3$ ,其參數為 9.105123,3.764425,19,767835

可以發現不論是 $\lambda_{min}$ 或是 $\lambda_{lse}$ 其所選取之變數以及所配飾參數的值 皆與使用 Forward、Backward Selection 時採用 Cp、BIC 標準時

所選取之變數相同,配飾參數的值也相近。

### (f)

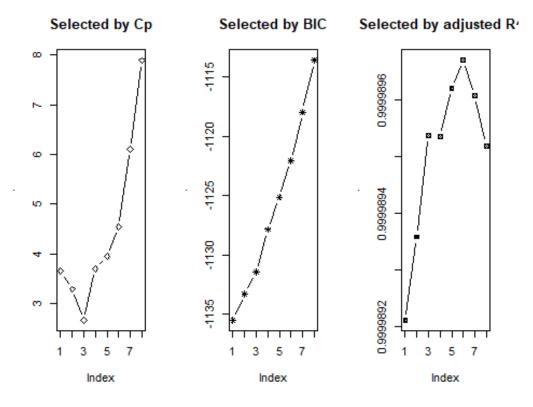
製造新的 $Y_1 = 5 + 7X^7 + \epsilon$ 

可以發現三種不同方法所選取的變數皆不同,相同的是皆選取了 $X_7$ 並且參數十分接近當初所模擬的值,

可能是因為 $X_7$ 為 7 次方項,整個 $Y_1$ 幾乎由 $X_7$ 這個變數決定,造成其餘變數估計較不準確, 但是 BIC 所選取變數與當初設定相同,而且配適參數相當接近,是三個當中表現最佳者。

```
## [1] "Cp Select: 3 Variables"
```

```
## (Intercept) V1 V6 V7
## 5.048981502 -0.232936749 -0.008446317 7.004208175
## [1] "BIC Select: 3 Variables"
## (Intercept) V7
## 4.994720 7.001095
```



```
## [1] "Adj R^2: 5 Variables"

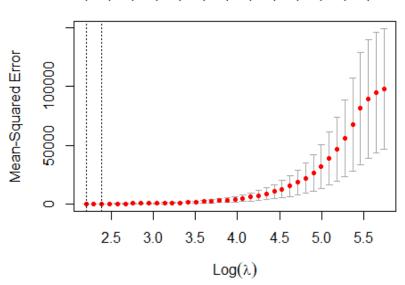
## (Intercept) V1 V3 V4 V6 V7

## 4.94075112 -0.53434753 0.24072919 0.60752611 -0.36064537 6.99332263

## V8

## 0.04919629
```

由 Lasso Regression 所篩選之變數,皆僅選取 $X_7$ 出來可以發現 Lasso Regression 可能為更保守的變數選取方法



```
##
          cv.glmnet(x = d[, -11], y = d[, 11], nfolds = 10, family = "gaussian",
## Call:
                                                                                          alp
ha = 1)
##
## Measure: Mean-Squared Error
##
##
       Lambda Measure
                           SE Nonzero
## min 9.052
                122.5
                        70.84
                                    1
   1se 10.903
                176.5 102.83
                                    1
## 10 x 1 sparse Matrix of class "dgCMatrix"
##
## V1
## V2
## V3
## V4
## V5
## V6
       6.791399488
## V7
## V8
## V9
       0.000998944
## V10 .
## 10 x 1 sparse Matrix of class "dgCMatrix"
##
## V1
## V2
## V3
## V4
## V5
## V6
## V7
       6.749653974
## V8
## V9
       0.000940358
## V10 .
```

## (10)

## (a)

建立 $X \cdot \beta \cdot Y \cdot \epsilon$ 

```
## num [1:1000, 1:20] 0.1567 1.37381 0.73067 -1.3508 -0.00851 ...
## X

## num [1:20, 1] 0.001 0.0001 0.001 13 0.004 0.007 15 16 0.005 17 ...
## beta

## num [1:1000, 1] 27.3 -67 36.8 -51.8 -48.3 ...
## Y
```

## (b)

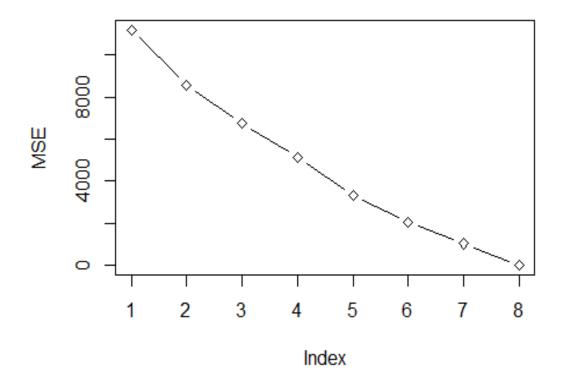
把 DATA 拆成 Train、Test, Train 有 100 筆、Test 有 900 筆

## Train: 100 21 ## Test: 900 21

#### (c)

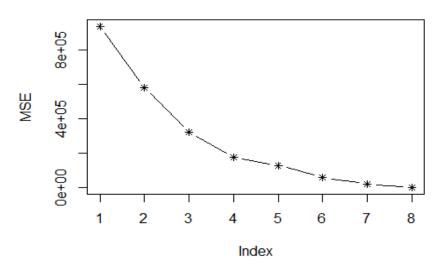
列出以 Train Data 配飾,在變數選取 1 個至 8 個時,表現最佳的模型,列出這 8 個模型的 MSE,可以發現在增加變數個數後, MSE 顯著遞減。

# Selected by MSE



用上述根據 Train Data 所選的所含變數 1 個至所含變數 8 個的最佳模型預測 Test Data, 一樣可以發現當變數數量增加, Test Data 的 MSE 隨變數數量顯著遞減。

## MSE of Test by each Size



(e)

由上圖可以看到在變數數量為 8 時有最小的 MSE,因此認為是最佳的 Model, 下面列出所選的 8 個變數以及對 Test Data 預測時的 MSE。

```
##
                 [,1]
## (Intercept)
                 TRUE
## X1
                FALSE
## X2
                FALSE
## X3
                FALSE
## X4
                 TRUE
## X5
                FALSE
## X6
                FALSE
## X7
                 TRUE
## X8
                 TRUE
## X9
                FALSE
## X10
                 TRUE
## X11
                FALSE
## X12
                FALSE
## X13
                 TRUE
## X14
                 TRUE
## X15
                FALSE
## X16
                FALSE
## X17
                 TRUE
## X18
                FALSE
## X19
                 TRUE
## X20
                FALSE
## [1] "MSE of the Best Model in All Model Size(8 Variables): 113.087194280063"
```

我們可以發現我們設定的所有變數都被 Train Data 所配飾的 Model 篩選出來。

## The significant variables that we set : 4 7 8 10 13 14 17 19

## The Variabls select in the best model using train data: (Intercept) X4 X7 X8 X10 X13 X14 X17 X19

(g)

此題計算
$$\sqrt{\Sigma_{j=1}^p(\beta_j-\beta_j^r)^2}$$
,

計算在不同 Model Size 下 $\beta$ 的距離,由圖可知當變數個數為 8 時,有最小的 Distance,故為表現最佳的模型,但此方法並不如其他方法來的穩健,可以看到 Distance 先隨著變數個數下降,但中間又陡升,最後變數個數為 8 時,才降至最低。

## Sum of Squares Beta

