R Forward MTCARS

Yosef Guevara Salamanca

26/11/2020

```
library(lmtest)
## Loading required package: zoo
## Attaching package: 'zoo'
## The following objects are masked from 'package:base':
##
##
       as.Date, as.Date.numeric
library(MASS)
library(nortest)
library(crayon)
##
## Attaching package: 'crayon'
## The following object is masked from 'package:lmtest':
##
##
       reset
data(mtcars)
attach(mtcars)
```

PASO 0: Para el primer paso ajustamos el modelo nulo con las 3 covariables

```
mt.fit3 <- lm(mpg~ wt + disp + hp)
summary(mt.fit3)

##
## Call:
## lm(formula = mpg ~ wt + disp + hp)
##
## Residuals:
## Min  1Q Median  3Q Max
## -3.891 -1.640 -0.172  1.061  5.861
##</pre>
```

```
## Coefficients:
##
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 37.105505
                          2.110815 17.579 < 2e-16 ***
              -3.800891
                          1.066191
                                   -3.565 0.00133 **
## wt
## disp
              -0.000937
                          0.010350
                                   -0.091 0.92851
              -0.031157
                          0.011436 -2.724 0.01097 *
## hp
## Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' 1
##
## Residual standard error: 2.639 on 28 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.8268, Adjusted R-squared: 0.8083
## F-statistic: 44.57 on 3 and 28 DF, p-value: 8.65e-11
```

Como analisis previo a los calculos de los modelos propuesto de regresion medainte el summary podemos ver que el modelo Full no es el mas apto para explicar a mpg pues el p.value de disp es 0.92

```
anova(mt.fit3)
## Analysis of Variance Table
##
## Response: mpg
##
             Df Sum Sq Mean Sq F value
                                           Pr(>F)
              1 847.73 847.73 121.7305 1.052e-11 ***
## wt
## disp
              1 31.64
                         31.64
                                 4.5433
                                          0.04196 *
## hp
              1 51.69
                         51.69
                                 7.4228
                                          0.01097 *
## Residuals 28 194.99
                          6.96
## Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' 1
SCReg.full<-sum(anova(mt.fit3)[1:3,2])
SCReg.full
## [1] 931.0565
CME.full<-anova(mt.fit3)[4,3]
CME.full
## [1] 6.963953
```

PASO 1: Eliminar una covariable de ser posible. Lo primero que tenemos que hacer es eliminar una covariable, para ellos generaremos un f.criticoFull con lso siguientes parametros

```
Alpha input < 0.1 G.L SSR = No. Covariables = 3 G.L SSE = (n - 1) - G.L SSR = 32 - 1 - 3 = 28
```

```
# G.L SST
# G.L SSE
# G.L SSE

#qf(1-alpha, Gl. SSR, Gl. SSE)
alpha <- 0.1
f.critico.1.back<-qf(1 - alpha ,3,28)
f.critico.1.back</pre>
```

[1] 2.290595

Se eliminara la covariable con F
parcial menor que 4.24 para ello calcularemos los 3 valores de f
parciales de cada modelo con 2 covariables

a) Ajustamos el modelo con parejas de 2 covaraibles X1: wt; X2: hp; X3: disp;

```
cat(red("mpg ~ wt + hp\n"))
## mpg ~ wt + hp
mt.fit12 < -lm(mpg~wt + hp)
anova(mt.fit12)
## Analysis of Variance Table
##
## Response: mpg
##
             Df Sum Sq Mean Sq F value
                                          Pr(>F)
             1 847.73 847.73 126.041 4.488e-12 ***
## wt
                        83.27 12.381 0.001451 **
## hp
              1 83.27
## Residuals 29 195.05
                          6.73
## ---
## Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
cat(red("mpg~ wt + disp\n"))
## mpg~ wt + disp
mt.fit13<-lm(mpg~ wt + disp)</pre>
anova(mt.fit13)
## Analysis of Variance Table
##
## Response: mpg
##
             Df Sum Sq Mean Sq F value
                                          Pr(>F)
## wt
             1 847.73 847.73 99.6586 6.861e-11 ***
                        31.64 3.7195
             1 31.64
                                       0.06362 .
## disp
## Residuals 29 246.68
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
cat(red("mpg~ hp + disp\n"))
## mpg~ hp + disp
mt.fit23<-lm(mpg~ hp + disp)</pre>
anova(mt.fit23)
```

b) Calculamos SCReg de los 3 modelos Se extrae las sumas cuadradas del error de cada subconjunto de covariables

```
SCReg.12<-sum(anova(mt.fit12)[1:2,2])

SCReg.13<-sum(anova(mt.fit13)[1:2,2])

SCReg.23<-sum(anova(mt.fit23)[1:2,2])
```

c) CALCULAMOS tres fparciales fparcial.sin.3<-(SCReg.full-SCReg.12)/(1)/(SCE.full/g.l.)

```
fparcial.sin.3<-(SCReg.full-SCReg.12)/CME.full

fparcial.sin.2<-(SCReg.full-SCReg.13)/CME.full

fparcial.sin.1<-(SCReg.full-SCReg.23)/CME.full

decidir.paso1.B<-cbind(f.critico.1.back, fparcial.sin.3,fparcial.sin.2,fparcial.sin.1)
 decidir.paso1.B</pre>
```

```
## f.critico.1.back fparcial.sin.3 fparcial.sin.2 fparcial.sin.1
## [1,] 2.290595 0.008196498 7.422771 12.7087
```

Podemos ver que apartir de los Fparciales es posible descartar la variable disp pues el F parical del modelo $lm(mpg \sim wt + hp)$, se propone este modelo para su posterior evaluacion de modelos.

Por ende podemos decir que el modelo propuesto que mejor explica a mpg mediante la metodologia Backward es:

```
mpg = B0 + B1 * wt + B2 * hp
```

Validacion de supuestos

Para la validación de los de supuestos, se utiliza el modelo propuesto modelo y sus residuales, para lo cual se ha creado la siguiente función.

```
ValidarSupuestos <- function (respuesta ,modelo,confianza){
   print("En conclusión: ")

# Test de normalidad de los residuales</pre>
```

```
shapiro <- shapiro.test(modelo$residuals)</pre>
  shapiro <- shapiro$p.value
  lillie <- lillie.test(modelo$residuals)</pre>
  lillie <- lillie$p.value</pre>
  ifelse((shapiro > confianza) & (lillie > confianza), print("Normalidad de los residuales, no se recha
  # Test de homocedasticidad (varianza constante de los residuales)
  Breusch <- bptest(modelo)</pre>
  Breusch <- Breusch$p.value
  Goldfeld <- gqtest(modelo)</pre>
  Goldfeld <- Goldfeld$p.value
  ifelse((Breusch > confianza) & (Goldfeld > confianza), print("Existe homocedasticidad, no se rechaza )
  # Test de independencia de errores
  indepenencia <- dwtest(mpg ~ modelo$residuals)</pre>
  indepenencia <- indepenencia$p.value
  ifelse((indepenencia > confianza), print("Hay independencia de errores, No se rechaza Ho"), print("No
  # Construccion de la Tabla de respuestas
  tabla <- rbind(shapiro, lillie, Breusch, Goldfeld, indepenencia)
  rownames(tabla) <- c("Shapiro", "Lillie", "Breusch", "Goldfeld", "independencia")
  colnames(tabla) <- c("p.value")</pre>
 print(tabla)
modelo_propuesto <- lm(mpg ~ wt + hp)</pre>
ValidarSupuestos(mpg,modelo_propuesto,alpha)
## [1] "En conclusión: "
## [1] "No existe normalidad de los residuales, se rechaza HO"
## [1] "No existe homocedasticidad, se rechaza HO"
## [1] "No hay independencia de errores, se rechaza Ho"
                      p.value
## Shapiro
                 0.0342747606
## Lillie
                 0.3674906935
## Breusch
                 0.6438038145
## Goldfeld
                 0.0004864276
## independencia 0.0022188827
```