Exemplo aula 03_Atividade_prática 1.2

Cynthia Tojeiro

2025-02-12

```
#Modelos de Regressão Múltipla Inicialmente vamos carregar os dados no R, utilizando os códigos a seguir.
# Limpa a memória
#rm(list=ls())
# Pacote necessario para leitura dos dados
library(readxl) #para ler no excell
# Dados referentes a diabetes mellitus tipo 1 (DM1)
dados <- read.table("C:\\datascience\\exercicio1.txt")</pre>
#Para ver as 6 primeiras linhas do conjunto de dados
head(dados)
     V1 V2 V3 V4
                    V5 V6 V7
                                    V8
## 1  1  1  57  11  25.8  56  0  7.413015
## 2 2 1 67 17 29.6 189 0 6.252037
## 3 3 1 42 9 25.2 122 1 4.335380
## 4 4 0 62 8 24.6 169 1 7.390550
## 5 5 1 50 8 20.2 133 0 5.463982
## 6 6 1 62 8 26.2 172 0 7.458546
attach(dados)
sexo <- dados[,2]
idade<-dados[,3]
escolaridade < - dados [,4]
imc<-dados[,5]</pre>
tempodiabetes <- dados [,6]
usoinsulina<-dados[,7]
hemoglobina <- dados [,8]
#Modelos de Regressão Múltipla Vamos continuar com os mesmos dados, entretanto agora para fazer o
ajuste do modelo de regressão múltipla usamos a função lm da seguinta forma:
fit.model<-result<-lm(hemoglobina~sexo+idade+escolaridade+imc+tempodiabetes+usoinsulina)
summary(result)
##
## lm(formula = hemoglobina ~ sexo + idade + escolaridade + imc +
       tempodiabetes + usoinsulina)
##
##
```

```
## Residuals:
##
      Min
               1Q Median
                              30
                                     Max
## -4.0892 -1.0246 -0.0327 0.9884 5.2002
## Coefficients:
                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
##
              6.692291 0.545648 12.265 < 2e-16 ***
## (Intercept)
                -0.501599    0.120042    -4.179    3.35e-05 ***
## sexo
## idade
                 0.020101 0.005839
                                      3.443 0.000614 ***
## escolaridade -0.044630 0.014989 -2.978 0.003017 **
                 0.010711 0.014669
                                      0.730 0.465559
## tempodiabetes 0.001615
                            0.000977
                                      1.653 0.098765
## usoinsulina -0.720681 0.117574 -6.130 1.55e-09 ***
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Residual standard error: 1.483 on 633 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.1125, Adjusted R-squared: 0.1041
## F-statistic: 13.37 on 6 and 633 DF, p-value: 2.661e-14
```

Método de Seleção de Modelos

backward, forward, stepwise

```
step(result, direction = "backward")
step(result, direction = "forward")
step(result, direction = "both")
```

Teste F para comparar a qualidade dos modelos com e sem a variável imc.

```
result2 <- update(result, ~. - imc)
summary(result2)
##
## lm(formula = hemoglobina ~ sexo + idade + escolaridade + tempodiabetes +
##
      usoinsulina)
##
## Residuals:
##
              1Q Median
                             3Q
                                    Max
## -4.0099 -1.0294 -0.0183 0.9833 5.2342
##
## Coefficients:
##
                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)
                6.9803192  0.3768565  18.522  < 2e-16 ***
## sexo
               ## idade
                0.0200519
                          0.0058361
                                      3.436 0.000629 ***
## escolaridade -0.0446243 0.0149835 -2.978 0.003010 **
## tempodiabetes 0.0016617 0.0009745
                                     1.705 0.088657 .
```

```
## usoinsulina -0.7197458 0.1175238 -6.124 1.60e-09 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Residual standard error: 1.482 on 634 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.1117, Adjusted R-squared: 0.1047
## F-statistic: 15.95 on 5 and 634 DF, p-value: 8.062e-15
anova(result2, result)
## Analysis of Variance Table
## Model 1: hemoglobina ~ sexo + idade + escolaridade + tempodiabetes + usoinsulina
## Model 2: hemoglobina ~ sexo + idade + escolaridade + imc + tempodiabetes +
##
      usoinsulina
##
    Res.Df
              RSS Df Sum of Sq
                                    F Pr(>F)
## 1
       634 1392.8
## 2
       633 1391.6 1
                        1.1721 0.5331 0.4656
```

- A comparação dos modelos indica que não existem indícios para rejeitar a hipótese nula de igualdade de qualidade dos modelos.
- Os modelos são semelhantes escolhendo-se, portanto, o modelo mais simples, pelo princípio da parcimónia.

Teste da razão de verossimilhança

```
#programa auxiliar
calc.estat.mod.comp.MRNLH <- function(result){ X <- model.matrix(result)</pre>
  logLikr <- logLik(result)</pre>
  n \leftarrow nrow(X)
  p <- ncol(X) #+ 1
  AICe <- AIC(result)
  BICe <- BIC(result)
  m2loglik <- -2*logLikr
  resultE <- c(AICe,BICe,m2loglik)</pre>
  names(resultE)<- c("AIC", "BIC", "-2log.lik")</pre>
  return(resultE)
  cat(estatísticac,resultE,"\n")
}
library(xtable)
m.estat <- cbind(rbind(AIC(result), BIC(result),</pre>
as.numeric(logLik(result))),rbind(AIC(result2),
BIC(result2),as.numeric(logLik(result2))))
TRV <- -2*(as.numeric(logLik(result)) - as.numeric(logLik(result2)))
pvalor <- 1-pchisq(TRV,df=1)</pre>
estmodcom1 <- calc.estat.mod.comp.MRNLH(result)</pre>
estmodcom2 <- calc.estat.mod.comp.MRNLH(result2)</pre>
m.estat <- cbind(estmodcom1,estmodcom2,pvalor)</pre>
xtable(m.estat)
```

```
## % Thu Feb 13 16:38:10 2025
## \begin{table}[ht]
## \centering
## \begin{tabular}{rrrr}
## \hline
## & estmodcom1 & estmodcom2 & pvalor \\
## \hline
## AIC & 2329.35 & 2327.89 & 1.00 \\
## BIC & 2365.04 & 2359.12 & 1.00 \\
## -2log.lik & 2313.35 & 2313.89 & 1.00 \\
## \hline
## \end{tabular}
## \end{table}
```