Avaliacões_ME

2024-09-27

Contents

```r
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)

require("ISLR")
```

```
## Carregando pacotes exigidos: ISLR
```

```r
require("ggplot2")
```

```
## Carregando pacotes exigidos: ggplot2
```

```r
require("GGally")
```

```
## Carregando pacotes exigidos: GGally
```

```
## Registered S3 method overwritten by 'GGally':
##   method from
##   +.gg   ggplot2
```

```r
require("leaps") ## seleção de variaveis
```

```
## Carregando pacotes exigidos: leaps
```

```r
require("car")
```

```
## Carregando pacotes exigidos: car
```

```
## Carregando pacotes exigidos: carData
```

```r
require(tidyverse)
```

```
## Carregando pacotes exigidos: tidyverse
```

```
## Error: carregamento do pacote ou namespace falhou para 'tidyverse':
##  .onAttach falhou em attachNamespace() para 'tidyverse', detalhes:
##   chamada: NULL
##   erro: carregamento do pacote ou namespace falhou para 'readr':
##  .onLoad falhou em loadNamespace() para 'readr', detalhes:
##   chamada: loadNamespace(x)
##   erro: não há nenhum pacote chamado 'tzdb'
```

```r
require(caret)
```

```
## Carregando pacotes exigidos: caret
```

```
## Warning in library(package, lib.loc = lib.loc, character.only = TRUE,
## logical.return = TRUE, : não há nenhum pacote chamado 'caret'
```

```r
require(MASS)
```

```
## Carregando pacotes exigidos: MASS
```

```r
require(labeling)
```

```
## Carregando pacotes exigidos: labeling
```

Ajuste modelo Geral

```r
#Carseats
data("Carseats")
#help("Carseats")

head(Carseats, 10) ### Visualizando as dez primeiras linhas
```

```
##      Sales CompPrice Income Advertising Population Price ShelveLoc Age Education
## 1     9.50       138     73          11        276   120       Bad  42        17
## 2    11.22       111     48          16        260    83      Good  65        10
## 3    10.06       113     35          10        269    80    Medium  59        12
## 4     7.40       117    100           4        466    97    Medium  55        14
## 5     4.15       141     64           3        340   128       Bad  38        13
## 6    10.81       124    113          13        501    72       Bad  78        16
## 7     6.63       115    105           0         45   108    Medium  71        15
## 8    11.85       136     81          15        425   120      Good  67        10
## 9     6.54       132    110           0        108   124    Medium  76        10
## 10    4.69       132    113           0        131   124    Medium  76        17
##     Urban  US
## 1     Yes Yes
## 2     Yes Yes
## 3     Yes Yes
## 4     Yes Yes
## 5     Yes  No
## 6      No Yes
## 7     Yes  No
## 8     Yes Yes
## 9      No  No
## 10     No Yes
```

```r
dim(Carseats) ### Acessando a dimensão da base
```

```
## [1] 400  11
```

```r
summary(Carseats) ### Resumo das variáveis
```

```
##      Sales           CompPrice       Income        Advertising
##  Min.   : 0.000   Min.   : 77   Min.   : 21.00   Min.   : 0.000
##  1st Qu.: 5.390   1st Qu.:115   1st Qu.: 42.75   1st Qu.: 0.000
##  Median : 7.490   Median :125   Median : 69.00   Median : 5.000
##  Mean   : 7.496   Mean   :125   Mean   : 68.66   Mean   : 6.635
##  3rd Qu.: 9.320   3rd Qu.:135   3rd Qu.: 91.00   3rd Qu.:12.000
##  Max.   :16.270   Max.   :175   Max.   :120.00   Max.   :29.000
##    Population       Price        ShelveLoc        Age          Education
##  Min.   : 10.0   Min.   : 24.0   Bad   : 96   Min.   :25.00   Min.   :10.0
##  1st Qu.:139.0   1st Qu.:100.0   Good  : 85   1st Qu.:39.75   1st Qu.:12.0
##  Median :272.0   Median :117.0   Medium:219   Median :54.50   Median :14.0
##  Mean   :264.8   Mean   :115.8                Mean   :53.32   Mean   :13.9
##  3rd Qu.:398.5   3rd Qu.:131.0                3rd Qu.:66.00   3rd Qu.:16.0
##  Max.   :509.0   Max.   :191.0                Max.   :80.00   Max.   :18.0
##  Urban        US
##  No :118   No :142
##  Yes:282   Yes:258
##
##
##
##
```

```r
ggplot(Carseats, aes(x = Sales)) + geom_histogram() +
    theme_bw(base_size = 14)
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```
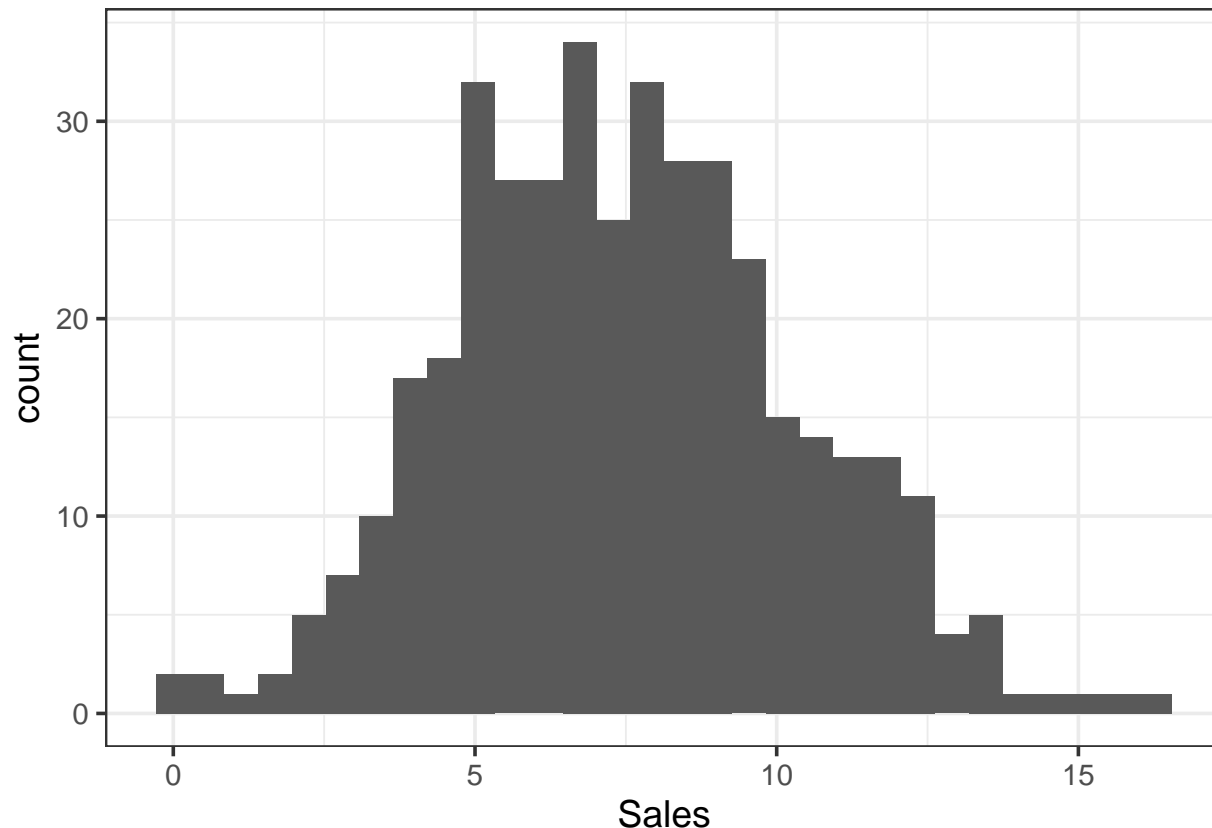
```r
ajuste01 <- lm(formula = Sales ~ ., data = Carseats)
summary(ajuste01)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Sales ~ ., data = Carseats)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.8692 -0.6908  0.0211  0.6636  3.4115
##
## Coefficients:
##                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)     5.6606231  0.6034487   9.380  < 2e-16 ***
## CompPrice       0.0928153  0.0041477  22.378  < 2e-16 ***
## Income          0.0158028  0.0018451   8.565 2.58e-16 ***
## Advertising     0.1230951  0.0111237  11.066  < 2e-16 ***
## Population      0.0002079  0.0003705   0.561    0.575
## Price          -0.0953579  0.0026711 -35.700  < 2e-16 ***
## ShelveLocGood   4.8501827  0.1531100  31.678  < 2e-16 ***
## ShelveLocMedium 1.9567148  0.1261056  15.516  < 2e-16 ***
## Age            -0.0460452  0.0031817 -14.472  < 2e-16 ***
## Education      -0.0211018  0.0197205  -1.070    0.285
## UrbanYes        0.1228864  0.1129761   1.088    0.277
## USYes          -0.1840928  0.1498423  -1.229    0.220
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.019 on 388 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8734, Adjusted R-squared:  0.8698
## F-statistic: 243.4 on 11 and 388 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```r
ajuste02 <- lm(formula = Sales ~ CompPrice + Income + Advertising +Population +Price +ShelveLoc + Age +
summary(ajuste02)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Population +
##     Price + ShelveLoc + Age + Education + Urban + US, data = Carseats)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.8692 -0.6908  0.0211  0.6636  3.4115
##
## Coefficients:
##                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)     5.6606231  0.6034487   9.380  < 2e-16 ***
## CompPrice       0.0928153  0.0041477  22.378  < 2e-16 ***
## Income          0.0158028  0.0018451   8.565 2.58e-16 ***
## Advertising     0.1230951  0.0111237  11.066  < 2e-16 ***
## Population      0.0002079  0.0003705   0.561    0.575
## Price          -0.0953579  0.0026711 -35.700  < 2e-16 ***
## ShelveLocGood   4.8501827  0.1531100  31.678  < 2e-16 ***
## ShelveLocMedium 1.9567148  0.1261056  15.516  < 2e-16 ***
```

```
## Age            -0.0460452  0.0031817 -14.472  < 2e-16 ***
## Education       -0.0211018  0.0197205  -1.070    0.285
## UrbanYes         0.1228864  0.1129761   1.088    0.277
## USYes           -0.1840928  0.1498423  -1.229    0.220
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.019 on 388 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8734, Adjusted R-squared:  0.8698
## F-statistic: 243.4 on 11 and 388 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
ajuste02$fitted.values
```

```
##          1          2          3          4          5          6          7
##  7.2373826 12.4155467  9.2857140  8.5074333  6.0919640  9.6808134  6.1982515
##          8          9         10         11         12         13         14
## 11.5482951  6.0948930  5.8152770  8.1348607 11.8511771  3.7413710 11.9049098
##         15         16         17         18         19         20         21
##  9.5881686  6.0359138  8.4860901 11.8180236 13.3983792  7.7432579  6.4194844
##         22         23         24         25         26         27         28
## 11.1204284  5.8217904  5.2788693 10.0062523 13.4165071  8.5061680  5.1958931
##         29         30         31         32         33         34         35
##  4.3891123  5.9542411 13.6925659  8.2174946  6.0679017  8.4514881  4.6692053
##         36         37         38         39         40         41         42
## 10.7404889 10.4130851  6.9489967  6.0691089  3.5845946  2.5229426  6.4442121
##         43         44         45         46         47         48         49
## 11.0119169  5.2245600  4.9895477  4.5643536 13.1679563  5.8941146  4.5423603
##         50         51         52         53         54         55         56
## 10.6454600  3.2605262  4.3779308  6.3480789  5.7776501  5.5139221  4.8629956
##         57         58         59         60         61         62         63
## 10.7206681  1.0155837  4.9477307  5.5088425  7.6324211  6.2682641  2.6554149
##         64         65         66         67         68         69         70
##  8.5438681  7.5606615  4.3800137  9.4513024  8.5018534 12.0924710  7.8440188
##         71         72         73         74         75         76         77
##  8.7848896  6.6431090  6.6857439 12.3666110  6.8817080  7.5611794  9.7625471
##         78         79         80         81         82         83         84
##  9.0420307  3.8308575  8.5946199  8.8142690  6.8840440 11.4335453  5.4698494
##         85         86         87         88         89         90         91
##  2.4709233  7.6995186  8.1462434  9.6233550  6.3202980  7.2552034  5.7399560
##         92         93         94         95         96         97         98
##  4.4922613  6.6187862  8.8780229  7.6747177  4.5647154  9.6636726  8.3553641
##         99        100        101        102        103        104        105
## 11.7949833  4.7454823  6.5247670  7.9111498  5.8846998  5.4185786  4.8251527
##        106        107        108        109        110        111        112
##  7.5661131  0.7933605  8.5754157  4.1583787  7.6597422  7.9670350  6.5317614
##        113        114        115        116        117        118        119
##  8.4303206  5.7570254  7.9906408  6.7050121  5.2741679  8.6527268  7.1114494
##        120        121        122        123        124        125        126
##  6.7149063  6.8345439 10.1213091  6.8432099  7.3356234  9.9766270 10.1791427
##        127        128        129        130        131        132        133
## 10.2467051  6.6205354  5.1442774  5.4946889  9.3676778  6.4204493  8.0875001
##        134        135        136        137        138        139        140
##  7.3432571  4.2207640  6.1517313  5.7565410  5.2069739  9.7089861 12.6401305
##        141        142        143        144        145        146        147
##  7.3842380  5.4125043  6.8598994  2.3727822 10.3652236  9.5970476  3.1786648
```

```
##       148       149       150       151       152       153       154
## 11.7925629  6.7428994 11.2056788 10.2925746 10.0890188  9.1425070  7.0740099
##       155       156       157       158       159       160       161
##  8.6585886  8.0759353  7.1106355  9.5502836 12.4042640  9.2949069  6.2900877
##       162       163       164       165       166       167       168
##  3.0744970  3.4902886  6.4838821  7.2303442  1.2691803  5.9553141  6.8718389
##       169       170       171       172       173       174       175
##  7.7682764 11.6153233  6.8714918 10.4120765 10.9015081  6.5581393 -0.6229520
##       176       177       178       179       180       181       182
##  6.7903231  6.0589401 10.9676236 10.7793281  6.7136190  4.5000466  8.2581764
##       183       184       185       186       187       188       189
##  5.2120120  6.7149240  8.8307570  9.2885862  8.9028664  4.8102222  6.7818919
##       190       191       192       193       194       195       196
## 11.1249829 10.1367754  7.0283993  6.3948411 13.1594218  7.3058620  4.5569763
##       197       198       199       200       201       202       203
##  2.5962063  3.2860682  4.3411424  5.6979531  5.4788789  6.2450388  3.7924161
##       204       205       206       207       208       209       210
##  2.8478436  9.6166174  4.6352805  4.4951438  5.4498031  6.8466777  4.0123419
##       211       212       213       214       215       216       217
##  3.8581942  8.8631746 12.2309708  8.3890046  6.4820580  2.3265301  5.7433881
##       218       219       220       221       222       223       224
##  4.1477617  9.9486865 10.7871684 10.0954165  5.8516055  7.1223253  4.5722109
##       225       226       227       228       229       230       231
##  5.5169230  6.4230664  7.7435204  7.7073796  5.1664253  9.9518961  4.3913503
##       232       233       234       235       236       237       238
##  7.8759219 12.5276041  9.2378907  8.1770455  5.5128296  9.5381663  7.8077136
##       239       240       241       242       243       244       245
##  5.9669680  4.2613113 10.7220265 10.4253672  4.3316450  7.7536625  9.2487845
##       246       247       248       249       250       251       252
## 10.4014619  7.5858451  2.7610565  6.0108515  4.0801624  7.6594636  5.2184121
##       253       254       255       256       257       258       259
##  8.6641401  5.4854971 10.6581451  7.5975218  4.7699194  7.3222898  5.0026960
##       260       261       262       263       264       265       266
##  5.6144947  8.9896451  5.9267674  6.5978484  7.0863530  6.5652363  5.0773637
##       267       268       269       270       271       272       273
## 10.8250683  6.8879978  8.0305298  5.3730862 12.2535813  5.3506555 13.6357426
##       274       275       276       277       278       279       280
##  9.9086720  8.6707362  5.5058516  6.8871073  8.5674680  6.4090089  4.8289796
##       281       282       283       284       285       286       287
##  3.1369549 11.2429895  8.3637013  6.7308843  4.5154275  8.4276799  7.3602961
##       288       289       290       291       292       293       294
##  6.3973291  5.9657358  8.0015413  8.9832460  7.2226059 13.1447321 11.9782626
##       295       296       297       298       299       300       301
## 13.3474993  3.8536191  9.5562667  5.9392435  9.8168968 10.7918308  7.9666855
##       302       303       304       305       306       307       308
##  6.9973311  4.3290456 11.0996290 10.6522301  7.5894943  5.2154036  5.5436627
##       309       310       311       312       313       314       315
##  8.3240679  9.9798997  9.9598285  6.5393999  6.0155267 10.5889549  8.7499036
##       316       317       318       319       320       321       322
##  6.0338228 14.3457860  7.2939698  8.9770328  7.2082773  5.8976806  9.2648889
##       323       324       325       326       327       328       329
##  9.1932150  9.8107306  2.7511102 11.0797478  6.1575562  6.7717972  4.2890728
##       330       331       332       333       334       335       336
## 10.9702441  5.5716507  8.5100607  7.4723410  5.9353564  7.1667550  7.6219019
```

```
##         337         338         339         340         341         342         343
##   4.5908890   6.7389074   6.6136001   9.7624729   8.2626247   6.2707362   8.7163371
##         344         345         346         347         348         349         350
##   5.3996959   8.9093247   4.8978193   7.8762467   7.8521254  14.1788006  10.9039687
##         351         352         353         354         355         356         357
##   9.5425992   9.6193918  11.4037795   9.3520736   4.3895569   8.2553074   6.3518818
##         358         359         360         361         362         363         364
##   9.9485448   5.1170153   4.3506163   9.9730415   8.4438379   4.2526262  10.6198662
##         365         366         367         368         369         370         371
##  10.0072281   3.9790582   5.8026965  13.3724174  10.8584964  10.8841076   7.1992212
##         372         373         374         375         376         377         378
##   8.3287245   7.1736058   6.6497215   7.6684700   5.8361839  15.8588163   6.8267941
##         379         380         381         382         383         384         385
##   6.4439516   6.2172607   7.6637669   2.6049601   6.7608405   9.1046562  12.1467854
##         386         387         388         389         390         391         392
##   6.7625919   6.3259666   8.9165534   9.5278011   9.0850587   5.9629604   6.2494810
##         393         394         395         396         397         398         399
##   5.6656434   6.4093813   5.8849948  13.0789087   6.8674651   7.1731817   5.4355951
##         400
##   9.4403801
```

```r
# Extrair os coeficientes do modelo
coeficientes <- coef(ajuste02)
```

QUIZ

Perguta 1

```r
### 1

# Criar um data frame com os valores fornecidos para prever
novos_valores <- data.frame(
  CompPrice = 125,
  Income = 80,
  Advertising = 0,
  Population = 300,
  Price = 125,
  ShelveLoc = 'Good',   # ShelveLoc é uma variável categórica
  Age = 60,
  Education = 15,
  Urban = 'No',         # Urban é uma variável categórica
  US = 'Yes'            # US é uma variável categórica
)

# Prever o número de vendas ajustado pelo modelo
predicao <- predict(ajuste02, newdata = novos_valores)
predicao
```

```
##        1
## 8.256244
```

Questão 1

Ainda não respondida

⚑ Marcar questão

Qual o número de unidades vendidas ajustado pelo modelo considerando os seguintes valores para as variáveis explicativas:

- CompPrice = 125
- Income = 80
- Advertising = 0
- Population = 300
- Price = 125
- ShelveLoc = 'Good'
- Age = 60
- Education = 15
- Urban = 'No'
- US = 'Yes'

Escolha uma opção:

- ○ a. 9.25
- ○ b. 11.25
- ○ c. 10.25
- ○ d. 7.25
- ◉ e. 8.25

Limpar minha escolha

Próxima página

Figure 1: Instância em execusão

Questão 2

Ainda não respondida

⚑ Marcar questão

Quais os valores do resíduo ordinário e resíduo studentizado para a primeira observação da base?

Escolha uma opção:

- ○ a. 2.26 e 0.84
- ○ b. 4.73 e 2.25
- ○ c. 4.73 e 1.82
- ◉ d. 2.26 e 2.25
- ○ e. 1.82 e 0.84

Limpar minha escolha

Página anterior   Próxima página

Figure 2: Instância em execusão

Perguta 2

```
### 2

# Resíduos ordinários
residuos_ordinarios <- residuals(ajuste02)

# Primeiro resíduo ordinário (primeira observação)
residuo_ordinario_primeira_obs <- residuos_ordinarios[1]
residuo_ordinario_primeira_obs
```

```
##        1
## 2.262617
```

```
# Resíduos studentizados
residuos_studentizados <- rstudent(ajuste02)

# Primeiro resíduo studentizado (primeira observação)
residuo_studentizado_primeira_obs <- residuos_studentizados[1]
residuo_studentizado_primeira_obs
```

```
##        1
## 2.254287
```

Perguta 3

Figure 3: Instância em execusão

```
### 3

# Coeficiente para CompPrice
coef_compprice <- coeficientes["CompPrice"]
```

```
# Aumento em Sales para um aumento de 10 unidades em CompPrice
K <- coef_compprice * 10
K
```

```
## CompPrice
## 0.9281534
```

Perguta 4

Questão 4

Ainda não
respondida

⚑ Marcar
questão

Considere a seguinte conjectura:

Estima-se uma diferença de K no número médio de unidades vendidas (em milhares) para `ShelveLoc=Good` *em relação a* `ShelveLoc=Bad`, *mantendo fixos os valores das demais variáveis explicativas.*

Qual das alternativas abaixo apresenta o valor de K?

Escolha uma opção:

- a. 2.90
- b. 4.85
- c. 0
- d. 6.80
- e. 9.70

    Limpar minha escolha

Página anterior   Próxima página

Figure 4: Instância em execusão

```
### 4

# Extrair os coeficientes do modelo
coeficientes <- coef(ajuste02)

# Coeficiente para ShelveLocGood
coef_good <- coeficientes["ShelveLocGood"]
```

Perguta 5

```
### 5

# Coeficiente para ShelveLocMedium
coef_medium <- coeficientes["ShelveLocMedium"]

# Calcular a diferença entre Good e Medium
K <- coef_good - coef_medium
K
```

```
## ShelveLocGood
##      2.893468
```

Questão 5

Ainda não respondida

⚐ Marcar questão

Considere a seguinte conjectura:

Estima-se uma diferença de K no número médio de unidades vendidas (em milhares) para `ShelveLoc=Good` *em relação a* `ShelveLoc=Medium`, *mantendo fixos os valores das demais variáveis explicativas.*

Qual das alternativas abaixo apresenta o valor de K?

Escolha uma opção:

○ a. 6.80

○ b. 0

○ c. 4.85

○ d. 9.70

◉ e. 2.90

Limpar minha escolha

Página anterior   Próxima página

Figure 5: Instância em execusão

Perguta 6

```
# Intervalo de confiança de 99% para os coeficientes
confint(ajuste02, level = 0.99)
```

```
##                          0.5 %        99.5 %
## (Intercept)       4.0985601784   7.222685948
## CompPrice         0.0820788950   0.103551789
## Income            0.0110266393   0.020579033
## Advertising       0.0943007645   0.151889413
## Population       -0.0007510701   0.001166824
## Price            -0.1022721621  -0.088443675
## ShelveLocGood     4.4538484188   5.246517003
## ShelveLocMedium   1.6302828197   2.283146793
## Age              -0.0542812202  -0.037809106
## Education        -0.0721495125   0.029945835
## UrbanYes         -0.1695589595   0.415331753
## USYes            -0.5719685463   0.203782897
```

Perguta 7

```
# Criar o data frame com os valores das variáveis explicativas
novos_valores <- data.frame(
  CompPrice = 125,
  Income = 80,
  Advertising = 0,
  Population = 300,
  Price = 125,
  ShelveLoc = 'Good',
```

Questão 6

Ainda não respondida

⚑ Marcar questão

Qual das alternativas a seguir apresenta um intervalo com 99% de confiança para o parâmetro (β) associado à variável **Advertising**?

Escolha uma opção:

- a. (0.098;0.148)
- b. (0.094;0.152)
- c. (0.110;0.135)
- d. (0.104;0.141)
- e. (0.101;0.145)

Limpar minha escolha

Página anterior   Próxima página

Figure 6: Instância em execusão

Questão 7

Ainda não respondida

⚑ Marcar questão

Qual das alternativas a seguir apresenta um intervalo com 95% de confiança para o número esperado (médio) de itens vendidos considerando lojas com as seguintes características:

- CompPrice = 125
- Income = 80
- Advertising = 0
- Population = 300
- Price = 125
- ShelveLoc = 'Good'
- Age = 60
- Education = 15
- Urban = 'No'
- US = 'Yes'

Escolha uma opção:

- a. (6.22;10.29)
- b. (7.20;9.30)
- c. (7.76;8.74)
- d. (6.52;9.98)
- e. (7.89;8.62)

Limpar minha escolha

Página anterior   Próxima página

Figure 7: Instância em execusão

12

```
  Age = 60,
  Education = 15,
  Urban = 'No',
  US = 'Yes'
)

# Prever o número esperado de vendas com intervalo de confiança de 95%
previsao <- predict(ajuste02, newdata = novos_valores, interval = "confidence", level = 0.95)

# Exibir o resultado da previsão com o intervalo de confiança
previsao
```

```
##        fit      lwr      upr
## 1 8.256244 7.891896 8.620591
```

Perguta 8

Questão 8

Ainda não respondida

⚑ Marcar questão

Qual das alternativas a seguir apresenta um intervalo com 95% de confiança para a predição do número de itens vendidos para uma nova loja com as seguintes características:

- CompPrice = 125
- Income = 80
- Advertising = 0
- Population = 300
- Price = 125
- ShelveLoc = 'Good'
- Age = 60
- Education = 15
- Urban = 'No'
- US = 'Yes'

Escolha uma opção:

- ⊙ a. (6.22;10.29)
- ○ b. (7.76;8.74)
- ○ c. (6.52;9.98)
- ○ d. (7.89;8.62)
- ○ e. (7.20;9.30)

Limpar minha escolha

Página anterior   Próxima página

Figure 8: Instância em execusão

```
# Criar o data frame com os valores das variáveis explicativas
novos_valores <- data.frame(
  CompPrice = 125,
  Income = 80,
  Advertising = 0,
  Population = 300,
```

13

```
  Price = 125,
  ShelveLoc = 'Good',
  Age = 60,
  Education = 15,
  Urban = 'No',
  US = 'Yes'
)
# Prever o número esperado de vendas com intervalo de predição de 95%
predicao <- predict(ajuste02, newdata = novos_valores, interval = "prediction", level = 0.95)

# Exibir o resultado da predição com o intervalo de predição
predicao
```

```
##        fit      lwr      upr
## 1 8.256244 6.220054 10.29243
```

Perguta 9

Figure 9: Instância em execusão

```
summary(ajuste02)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Population +
##     Price + ShelveLoc + Age + Education + Urban + US, data = Carseats)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.8692 -0.6908  0.0211  0.6636  3.4115
##
## Coefficients:
##                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)     5.6606231  0.6034487   9.380  < 2e-16 ***
```

```
## CompPrice        0.0928153   0.0041477   22.378   < 2e-16 ***
## Income           0.0158028   0.0018451    8.565  2.58e-16 ***
## Advertising      0.1230951   0.0111237   11.066   < 2e-16 ***
## Population        0.0002079   0.0003705    0.561     0.575
## Price           -0.0953579   0.0026711  -35.700   < 2e-16 ***
## ShelveLocGood    4.8501827   0.1531100   31.678   < 2e-16 ***
## ShelveLocMedium  1.9567148   0.1261056   15.516   < 2e-16 ***
## Age             -0.0460452   0.0031817  -14.472   < 2e-16 ***
## Education       -0.0211018   0.0197205   -1.070     0.285
## UrbanYes         0.1228864   0.1129761    1.088     0.277
## USYes           -0.1840928   0.1498423   -1.229     0.220
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.019 on 388 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8734, Adjusted R-squared:  0.8698
## F-statistic: 243.4 on 11 and 388 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Perguta 10

Figure 10: Instância em execução

```
# Seleção backward usando AIC
modelo_aic <- step(ajuste02, direction = "backward", criterion = "AIC")

## Start:  AIC=26.82
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Population + Price +
##     ShelveLoc + Age + Education + Urban + US
##
##                 Df Sum of Sq    RSS    AIC
## - Population     1      0.33  403.16  25.15
## - Education      1      1.19  404.02  26.00
## - Urban          1      1.23  404.06  26.04
## - US             1      1.57  404.40  26.38
## <none>                        402.83  26.82
## - Income         1     76.16  478.99  94.09
```

```
## - Advertising  1     127.14   529.97 134.54
## - Age          1     217.44   620.27 197.48
## - CompPrice    1     519.91   922.74 356.35
## - ShelveLoc    2    1053.20  1456.03 536.80
## - Price        1    1323.23  1726.06 606.85
##
## Step:  AIC=25.15
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price + ShelveLoc +
##     Age + Education + Urban + US
##
##                Df Sum of Sq     RSS    AIC
## - Urban        1      1.15  404.31   24.29
## - Education    1      1.36  404.52   24.49
## - US           1      1.89  405.05   25.02
## <none>                     403.16   25.15
## - Income       1     75.94  479.10   92.18
## - Advertising  1    145.38  548.54  146.32
## - Age          1    218.52  621.68  196.38
## - CompPrice    1    521.69  924.85  355.27
## - ShelveLoc    2   1053.18 1456.34  534.89
## - Price        1   1323.51 1726.67  605.00
##
## Step:  AIC=24.29
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price + ShelveLoc +
##     Age + Education + US
##
##                Df Sum of Sq     RSS    AIC
## - Education    1      1.44  405.76   23.72
## - US           1      1.85  406.16   24.12
## <none>                     404.31   24.29
## - Income       1     76.64  480.96   91.73
## - Advertising  1    146.03  550.34  145.63
## - Age          1    217.59  621.91  194.53
## - CompPrice    1    526.17  930.48  355.69
## - ShelveLoc    2   1053.93 1458.25  533.41
## - Price        1   1322.80 1727.11  603.10
##
## Step:  AIC=23.72
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price + ShelveLoc +
##     Age + US
##
##                Df Sum of Sq     RSS    AIC
## - US           1      1.63  407.39   23.32
## <none>                     405.76   23.72
## - Income       1     77.87  483.62   91.94
## - Advertising  1    145.30  551.06  144.15
## - Age          1    217.97  623.73  193.70
## - CompPrice    1    525.25  931.00  353.92
## - ShelveLoc    2   1056.88 1462.64  532.61
## - Price        1   1322.83 1728.58  601.44
##
## Step:  AIC=23.32
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price + ShelveLoc +
##     Age
```

```
##
##                   Df Sum of Sq      RSS     AIC
## <none>                          407.39   23.32
## - Income        1     76.68   484.07   90.30
## - Age           1    219.12   626.51  193.48
## - Advertising   1    234.03   641.42  202.89
## - CompPrice     1    523.83   931.22  352.01
## - ShelveLoc     2   1055.51  1462.90  530.68
## - Price         1   1324.42  1731.81  600.18
```

```r
# Resumo do modelo resultante
summary(modelo_aic)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price +
##       ShelveLoc + Age, data = Carseats)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.7728 -0.6954  0.0282  0.6732  3.3292
##
## Coefficients:
##                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)     5.475226   0.505005   10.84   <2e-16 ***
## CompPrice       0.092571   0.004123   22.45   <2e-16 ***
## Income          0.015785   0.001838    8.59   <2e-16 ***
## Advertising     0.115903   0.007724   15.01   <2e-16 ***
## Price          -0.095319   0.002670  -35.70   <2e-16 ***
## ShelveLocGood   4.835675   0.152499   31.71   <2e-16 ***
## ShelveLocMedium 1.951993   0.125375   15.57   <2e-16 ***
## Age            -0.046128   0.003177  -14.52   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.019 on 392 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.872,  Adjusted R-squared:  0.8697
## F-statistic: 381.4 on 7 and 392 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```r
# Seleção backward usando BIC
modelo_bic <- step(ajuste02, direction = "backward", criterion = "BIC")
```

```
## Start:  AIC=26.82
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Population + Price +
##       ShelveLoc + Age + Education + Urban + US
##
##                   Df Sum of Sq      RSS     AIC
## - Population     1      0.33   403.16   25.15
## - Education      1      1.19   404.02   26.00
## - Urban          1      1.23   404.06   26.04
## - US             1      1.57   404.40   26.38
## <none>                          402.83   26.82
## - Income         1     76.16   478.99   94.09
## - Advertising    1    127.14   529.97  134.54
## - Age            1    217.44   620.27  197.48
## - CompPrice      1    519.91   922.74  356.35
```

```
## - ShelveLoc      2   1053.20 1456.03 536.80
## - Price          1   1323.23 1726.06 606.85
##
## Step:  AIC=25.15
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price + ShelveLoc +
##     Age + Education + Urban + US
##
##                 Df Sum of Sq     RSS    AIC
## - Urban          1      1.15  404.31  24.29
## - Education      1      1.36  404.52  24.49
## - US             1      1.89  405.05  25.02
## <none>                        403.16  25.15
## - Income         1     75.94  479.10  92.18
## - Advertising    1    145.38  548.54 146.32
## - Age            1    218.52  621.68 196.38
## - CompPrice      1    521.69  924.85 355.27
## - ShelveLoc      2   1053.18 1456.34 534.89
## - Price          1   1323.51 1726.67 605.00
##
## Step:  AIC=24.29
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price + ShelveLoc +
##     Age + Education + US
##
##                 Df Sum of Sq     RSS    AIC
## - Education      1      1.44  405.76  23.72
## - US             1      1.85  406.16  24.12
## <none>                        404.31  24.29
## - Income         1     76.64  480.96  91.73
## - Advertising    1    146.03  550.34 145.63
## - Age            1    217.59  621.91 194.53
## - CompPrice      1    526.17  930.48 355.69
## - ShelveLoc      2   1053.93 1458.25 533.41
## - Price          1   1322.80 1727.11 603.10
##
## Step:  AIC=23.72
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price + ShelveLoc +
##     Age + US
##
##                 Df Sum of Sq     RSS    AIC
## - US             1      1.63  407.39  23.32
## <none>                        405.76  23.72
## - Income         1     77.87  483.62  91.94
## - Advertising    1    145.30  551.06 144.15
## - Age            1    217.97  623.73 193.70
## - CompPrice      1    525.25  931.00 353.92
## - ShelveLoc      2   1056.88 1462.64 532.61
## - Price          1   1322.83 1728.58 601.44
##
## Step:  AIC=23.32
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price + ShelveLoc +
##     Age
##
##                 Df Sum of Sq     RSS    AIC
## <none>                        407.39  23.32
```

```
## - Income        1     76.68  484.07  90.30
## - Age           1    219.12  626.51 193.48
## - Advertising   1    234.03  641.42 202.89
## - CompPrice     1    523.83  931.22 352.01
## - ShelveLoc     2   1055.51 1462.90 530.68
## - Price         1   1324.42 1731.81 600.18
```

```r
# Resumo do modelo resultante
summary(modelo_bic)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Price +
##     ShelveLoc + Age, data = Carseats)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.7728 -0.6954  0.0282  0.6732  3.3292
##
## Coefficients:
##                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)     5.475226   0.505005   10.84   <2e-16 ***
## CompPrice       0.092571   0.004123   22.45   <2e-16 ***
## Income          0.015785   0.001838    8.59   <2e-16 ***
## Advertising     0.115903   0.007724   15.01   <2e-16 ***
## Price          -0.095319   0.002670  -35.70   <2e-16 ***
## ShelveLocGood   4.835675   0.152499   31.71   <2e-16 ***
## ShelveLocMedium 1.951993   0.125375   15.57   <2e-16 ***
## Age            -0.046128   0.003177  -14.52   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.019 on 392 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.872,  Adjusted R-squared:  0.8697
## F-statistic: 381.4 on 7 and 392 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Perguta 11

```r
# Seleção backward usando AIC
modelo_aic <- step(ajuste02, direction = "forward", criterion = "AIC")
```

```
## Start:  AIC=26.82
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Population + Price +
##     ShelveLoc + Age + Education + Urban + US
```

```r
# Resumo do modelo resultante
summary(modelo_aic)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Population +
##     Price + ShelveLoc + Age + Education + Urban + US, data = Carseats)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.8692 -0.6908  0.0211  0.6636  3.4115
```

Figure 11: Instância em execusão

```
## 
## Coefficients:
##                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)     5.6606231  0.6034487    9.380  < 2e-16 ***
## CompPrice       0.0928153  0.0041477   22.378  < 2e-16 ***
## Income          0.0158028  0.0018451    8.565 2.58e-16 ***
## Advertising     0.1230951  0.0111237   11.066  < 2e-16 ***
## Population      0.0002079  0.0003705    0.561    0.575
## Price          -0.0953579  0.0026711  -35.700  < 2e-16 ***
## ShelveLocGood   4.8501827  0.1531100   31.678  < 2e-16 ***
## ShelveLocMedium 1.9567148  0.1261056   15.516  < 2e-16 ***
## Age            -0.0460452  0.0031817  -14.472  < 2e-16 ***
## Education      -0.0211018  0.0197205   -1.070    0.285
## UrbanYes        0.1228864  0.1129761    1.088    0.277
## USYes          -0.1840928  0.1498423   -1.229    0.220
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## 
## Residual standard error: 1.019 on 388 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8734, Adjusted R-squared:  0.8698
## F-statistic: 243.4 on 11 and 388 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```r
# Seleção backward usando BIC
modelo_bic <- step(ajuste02, direction = "forward", criterion = "BIC")
```

```
## Start:  AIC=26.82
## Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Population + Price +
##     ShelveLoc + Age + Education + Urban + US
```

```r
# Resumo do modelo resultante
summary(modelo_bic)
```

```
## 
```

```
## Call:
## lm(formula = Sales ~ CompPrice + Income + Advertising + Population +
##      Price + ShelveLoc + Age + Education + Urban + US, data = Carseats)
##
## Residuals:
##     Min     1Q  Median     3Q     Max
## -2.8692 -0.6908  0.0211  0.6636  3.4115
##
## Coefficients:
##                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)     5.6606231  0.6034487   9.380  < 2e-16 ***
## CompPrice       0.0928153  0.0041477  22.378  < 2e-16 ***
## Income          0.0158028  0.0018451   8.565 2.58e-16 ***
## Advertising     0.1230951  0.0111237  11.066  < 2e-16 ***
## Population      0.0002079  0.0003705   0.561    0.575
## Price          -0.0953579  0.0026711 -35.700  < 2e-16 ***
## ShelveLocGood   4.8501827  0.1531100  31.678  < 2e-16 ***
## ShelveLocMedium 1.9567148  0.1261056  15.516  < 2e-16 ***
## Age            -0.0460452  0.0031817 -14.472  < 2e-16 ***
## Education      -0.0211018  0.0197205  -1.070    0.285
## UrbanYes        0.1228864  0.1129761   1.088    0.277
## USYes          -0.1840928  0.1498423  -1.229    0.220
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.019 on 388 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8734, Adjusted R-squared:  0.8698
## F-statistic: 243.4 on 11 and 388 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Perguta 12

Figure 12: Instância em execusão

```
# Resumo do modelo
resumo <- summary(ajuste02)

# Obter o valor de R^2
r_squared <- resumo$r.squared

# Calcular K%
K <- r_squared * 100
K
```

```
## [1] 87.34133
```

Perguta 13

Figure 13: Instância em execusão

```
### não é conta
```