Avaliacões_ME 2

2024-10-07

Contents

Ajuste modelo Geral	3
\mathbf{QUIZ}	6
Perguta 1	6
Perguta 2	7
Perguta 3	7
Perguta 4	8
Perguta 5	8
Perguta 6	9
Perguta 7	10
Perguta 8	10
Perguta 9 - ERRO	11
Perguta 10 - ERRO	13
Perguta 11	14
Perguta 12	14
<pre>knitr::opts_chunk\$set(echo = TRUE)</pre>	
require("ISLR")	
require(ISLR)	
## Carregando pacotes exigidos: ISLR	
require("ggplot2")	
## Carregando pacotes exigidos: ggplot2	
require("GGally")	
## Carregando pacotes exigidos: GGally	
<pre>## Registered S3 method overwritten by 'GGally': ## method from ## +.gg ggplot2</pre>	

```
require("leaps") ## seleção de variaveis
## Carregando pacotes exigidos: leaps
require("car")
## Carregando pacotes exigidos: car
## Carregando pacotes exigidos: carData
require(tidyverse)
## Carregando pacotes exigidos: tidyverse
## -- Attaching core tidyverse packages ----- tidyverse 2.0.0 --
## v dplyr 1.1.4 v readr
                                  2.1.5
## v forcats 1.0.0 v stringr 1.5.1
## v lubridate 1.9.3 v tibble 3.2.1
## v purrr
            1.0.2
                       v tidyr
                                   1.3.1
## -- Conflicts ----- tidyverse_conflicts() --
## x dplyr::filter() masks stats::filter()
## x dplyr::lag()
                   masks stats::lag()
## x dplyr::recode() masks car::recode()
## x purrr::some() masks car::some()
## i Use the conflicted package (<a href="http://conflicted.r-lib.org/">http://conflicted.r-lib.org/</a>) to force all conflicts to become error
require(caret)
## Carregando pacotes exigidos: caret
## Carregando pacotes exigidos: lattice
##
## Anexando pacote: 'caret'
## O seguinte objeto é mascarado por 'package:purrr':
##
##
      lift
require(MASS)
## Carregando pacotes exigidos: MASS
## Anexando pacote: 'MASS'
## O seguinte objeto é mascarado por 'package:dplyr':
##
##
      select
```

```
require(labeling)
## Carregando pacotes exigidos: labeling
require(faraway)
## Carregando pacotes exigidos: faraway
##
## Anexando pacote: 'faraway'
##
## O seguinte objeto é mascarado por 'package:lattice':
##
##
       melanoma
##
## Os seguintes objetos são mascarados por 'package:car':
##
##
       logit, vif
##
## O seguinte objeto é mascarado por 'package:GGally':
##
##
       happy
require(pscl)
## Carregando pacotes exigidos: pscl
## Classes and Methods for R originally developed in the
## Political Science Computational Laboratory
## Department of Political Science
## Stanford University (2002-2015),
## by and under the direction of Simon Jackman.
## hurdle and zeroinfl functions by Achim Zeileis.
require(pROC)
## Carregando pacotes exigidos: pROC
## Type 'citation("pROC")' for a citation.
##
## Anexando pacote: 'pROC'
##
## Os seguintes objetos são mascarados por 'package:stats':
##
##
       cov, smooth, var
```

Ajuste modelo Geral

```
#Carseats
data("wbca")
#help("wbca")
head(wbca, 10) ### Visualizando as dez primeiras linhas
```

```
Class Adhes BNucl Chrom Epith Mitos NNucl Thick UShap USize
## 1
                 1
                               3
                                     2
                                                         5
           1
                        1
                                            1
                                                   1
                                                                1
## 2
           1
                 5
                       10
                               3
                                     7
## 3
                        2
                               3
                                     2
                                                         3
                                                                1
                                                                       1
           1
                 1
                                            1
                                                   1
## 4
           1
                 1
                        4
                               3
                                     3
                                            1
                                                   7
                                                         6
                                                                8
                                                                       8
## 5
                 3
                        1
                               3
                                     2
                                                         4
           1
                                            1
                                                                1
                                                                      1
                                                   1
## 6
           0
                       10
                               9
                                     7
                                                   7
                 8
                                            1
                                                         8
                                                               10
                                                                      10
## 7
                                     2
           1
                 1
                       10
                               3
                                            1
                                                   1
                                                         1
                                                                1
                                                                       1
## 8
           1
                 1
                        1
                               3
                                     2
                                            1
                                                   1
                                                         2
                                                                2
                                                                      1
## 9
                                     2
           1
                 1
                        1
                               1
                                            5
                                                   1
                                                         2
                                                                1
                                                                      1
## 10
                 1
                        1
                               2
                                            1
                                                   1
                                                                1
                                                                       2
```

str(wbca)

```
## 'data.frame': 681 obs. of 10 variables:
## $ Class: int 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 ...
## $ Adhes: int 1 5 1 1 3 8 1 1 1 1 ...
## $ BNucl: int 1 10 2 4 1 10 10 1 1 1 ...
## $ Chrom: int 3 3 3 3 3 9 3 3 1 2 ...
## $ Epith: int 2 7 2 3 2 7 2 2 2 2 ...
## $ Mitos: int 1 1 1 1 1 1 1 5 1 ...
## $ NNucl: int 1 2 1 7 1 7 1 1 1 1 1 ...
## $ Thick: int 5 5 3 6 4 8 1 2 2 4 ...
## $ UShap: int 1 4 1 8 1 10 1 2 1 1 ...
## $ USize: int 1 4 1 8 1 10 1 1 1 2 ...
```

dim(wbca) ### Acessando a dimensão da base

[1] 681 10

summary(wbca) ### Resumo das variáveis

```
##
       Class
                        Adhes
                                        BNucl
                                                        Chrom
                    Min. : 1.000
                                    Min. : 1.000
                                                    Min. : 1.000
##
   Min. :0.0000
##
   1st Qu.:0.0000
                    1st Qu.: 1.000
                                    1st Qu.: 1.000
                                                    1st Qu.: 2.000
##
   Median :1.0000
                    Median : 1.000
                                                    Median : 3.000
                                    Median : 1.000
                                                    Mean : 3.433
   Mean :0.6505
                    Mean : 2.816
                                    Mean : 3.542
##
   3rd Qu.:1.0000
                    3rd Qu.: 4.000
                                                    3rd Qu.: 5.000
                                    3rd Qu.: 6.000
##
   Max. :1.0000
                    Max. :10.000
                                    Max. :10.000
                                                    Max. :10.000
##
       Epith
                       Mitos
                                        NNucl
                                                        Thick
   Min. : 1.000
                    Min. : 1.000
                                    Min. : 1.000
                                                    Min. : 1.000
                                    1st Qu.: 1.000
                                                    1st Qu.: 2.000
   1st Qu.: 2.000
                    1st Qu.: 1.000
##
##
   Median : 2.000
                    Median : 1.000
                                    Median : 1.000
                                                    Median : 4.000
##
   Mean : 3.231
                    Mean : 1.604
                                    Mean : 2.859
                                                    Mean : 4.436
   3rd Qu.: 4.000
                    3rd Qu.: 1.000
##
                                    3rd Qu.: 4.000
                                                    3rd Qu.: 6.000
##
   Max. :10.000
                    Max. :10.000
                                    Max. :10.000
                                                    Max. :10.000
##
       UShap
                       USize
         : 1.000
                    Min. : 1.00
   Min.
   1st Qu.: 1.000
                    1st Qu.: 1.00
##
##
   Median : 1.000
                    Median: 1.00
## Mean : 3.204
                    Mean : 3.14
   3rd Qu.: 5.000
                    3rd Qu.: 5.00
## Max. :10.000
                   Max. :10.00
```

```
# Redefinir o nível de referência da variável Class (1 = maligno, 0 = benigno)
wbca$Class <- factor(wbca$Class, levels = c('1', '0'))</pre>
# Dividir a base de dados em base de ajuste (500 primeiras linhas) e base de validação (resto)
base_ajuste <- wbca[1:500, ]</pre>
base_validacao <- wbca[501:681, ]</pre>
# Ajustar o modelo de regressão logística
modelo_logistico <- glm(Class ~ Adhes + BNucl + Thick, data = base_ajuste, family = binomial)</pre>
# Ver o resumo do modelo ajustado
summary(modelo_logistico)
##
## Call:
## glm(formula = Class ~ Adhes + BNucl + Thick, family = binomial,
       data = base_ajuste)
##
##
## Coefficients:
               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -8.66162
                          0.96280 -8.996 < 2e-16 ***
## Adhes
               0.50432
                           0.11748
                                    4.293 1.76e-05 ***
## BNucl
               0.63393
                           0.09394 6.748 1.50e-11 ***
## Thick
               0.89154
                           0.13201
                                    6.753 1.44e-11 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' 1
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
       Null deviance: 671.36 on 499 degrees of freedom
## Residual deviance: 116.62 on 496 degrees of freedom
## AIC: 124.62
## Number of Fisher Scoring iterations: 7
# Instalar pacote para métricas de ajuste, se necessário -> install.packages("pscl")
# Obter o pseudo-R^2 de McFadden
pR2(modelo logistico)
## fitting null model for pseudo-r2
##
            11h
                     llhNull
                                       G2
                                              McFadden
                                                                r2ML
                                                                             r2CU
## -58.3106800 -335.6782179 554.7350757
                                             0.8262899
                                                           0.6702664
                                                                        0.9071583
# Fazer previsões na base de validação
previsoes <- predict(modelo_logistico, newdata = base_validacao, type = "response")</pre>
# Classificar como maligno (1) ou benigno (0) com um limiar de 0.5
previsao_class <- ifelse(previsoes > 0.5, '1', '0')
# Comparar com a variável Class na base de validação
```

```
tabela_confusao <- table(previsao_class, base_validacao$Class)

# Ver a matriz de confusão
print(tabela_confusao)

##

## previsao_class 1 0

## 0 141 4

## 1 0 36</pre>
```

QUIZ

Perguta 1

Qual a chance estimada de tumor maligno para uma observação com as seguintes características:

- Adhes = 4
- BNucl = 7
- Thick = 5

Obs minha:

$$Chance = \frac{prob.est}{(1 - prob.est)}$$

```
# Criar uma nova observação com os valores fornecidos
nova_observação <- data.frame(Adhes = 4, BNucl = 7, Thick = 5)

# Prever a probabilidade de tumor maligno para a nova observação
probabilidade_maligno <- predict(modelo_logistico, newdata = nova_observaçao, type = "response")

# Exibir a probabilidade
probabilidade_maligno

## 1
## 0.9047231

# Calcular a chance (odds)
chance_maligno <- probabilidade_maligno / (1 - probabilidade_maligno)
chance_maligno</pre>
## 1
## 9.495722
```

Perguta 2

Qual a probabilidade estimada de tumor maligno para uma observação com as seguintes características:

```
Adhes = 4
BNucl = 7
Thick = 5
```

```
# Criar uma nova observação com os valores fornecidos
nova_observação <- data.frame(Adhes = 4, BNucl = 7, Thick = 5)

# Prever a probabilidade de tumor maligno
probabilidade_maligno <- predict(modelo_logistico, newdata = nova_observação, type = "response")

# Exibir a probabilidade estimada
probabilidade_maligno

## 1
## 0.9047231</pre>
```

Perguta 3

Considere a seguinte conjectura:

Estima-se um que a chance de tumor maligno aumente K% para um aumento unitário em BNucl mantendo fixos Adhes e Thick.

Qual das alternativas abaixo apresenta o valor de K?

```
# Ver o resumo do modelo para obter os coeficientes
summary(modelo_logistico)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Class ~ Adhes + BNucl + Thick, family = binomial,
##
      data = base_ajuste)
## Coefficients:
##
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
4.293 1.76e-05 ***
## Adhes
              0.50432
                        0.11748
## BNucl
                                 6.748 1.50e-11 ***
              0.63393
                        0.09394
## Thick
              0.89154
                        0.13201
                                 6.753 1.44e-11 ***
## Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
      Null deviance: 671.36 on 499 degrees of freedom
## Residual deviance: 116.62 on 496 degrees of freedom
## AIC: 124.62
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 7
```

```
# Extraindo o coeficiente de BNucl
beta_BNucl <- coef(modelo_logistico)["BNucl"]

# Calcular o aumento percentual nas chances (odds)

K <- (exp(beta_BNucl) - 1) * 100

K

## BNucl
## 88.49985</pre>
```

Perguta 4

Considere a seguinte conjectura:

Estima-se um que a chance de tumor maligno aumente K% para um aumento de duas unidades em Adhes mantendo fixos BNucl e Thick.

Qual das alternativas abaixo apresenta o valor de K?

```
# Extrair o coeficiente de Adhes do modelo
beta_Adhes <- coef(modelo_logistico)["Adhes"]

# Calcular o aumento percentual nas chances (odds) para um aumento de duas unidades
K <- (exp(2 * beta_Adhes) - 1) * 100
K

## Adhes
## 174.1883</pre>
```

Perguta 5

O número de variáveis explicativas que estão significativamente associadas ao tipo de tumor, ao nível de significância de 5%, é:

```
# Exibir o resumo do modelo ajustado
summary(modelo_logistico)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Class ~ Adhes + BNucl + Thick, family = binomial,
##
       data = base_ajuste)
##
## Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
##
## (Intercept) -8.66162
                          0.96280 -8.996 < 2e-16 ***
               0.50432
                          0.11748
                                   4.293 1.76e-05 ***
## Adhes
## BNucl
               0.63393
                          0.09394
                                    6.748 1.50e-11 ***
                          0.13201
                                    6.753 1.44e-11 ***
## Thick
               0.89154
## ---
## Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' 1
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
```

```
##
## Null deviance: 671.36 on 499 degrees of freedom
## Residual deviance: 116.62 on 496 degrees of freedom
## AIC: 124.62
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 7

# Extrair os valores de p dos coeficientes
valores_p <- summary(modelo_logistico)$coefficients[, "Pr(>|z|)"]

# Contar o número de variáveis significativas ao nível de 5%
variaveis_significativas <- sum(valores_p < 0.05)

# Exibir o número de variáveis significativas
variaveis_significativas</pre>
```

[1] 4

Perguta 6

22.62079

• Adhes = 4

Qual das alternativas a seguir apresenta um intervalo de confiança (95%) para a chance estimada de tumor maligno para uma observação com as seguintes características:

```
• BNucl = 7
  • Thick = 5
# Criar a nova observação
nova_observacao <- data.frame(Adhes = 4, BNucl = 7, Thick = 5)</pre>
# Prever as log-odds e o intervalo de confiança
previsao <- predict(modelo_logistico, newdata = nova_observacao, type = "link", se.fit = TRUE)</pre>
# Calcular o intervalo de confiança para as log-odds (95%)
z_value <- qnorm(0.975) # Valor z para 95% de confiança
IC_logodds_lower <- previsao$fit - z_value * previsao$se.fit</pre>
IC_logodds_upper <- previsao$fit + z_value * previsao$se.fit</pre>
# Converter as log-odds para chances (odds)
odds_lower <- exp(IC_logodds_lower)</pre>
odds_upper <- exp(IC_logodds_upper)</pre>
# Exibir o intervalo de confiança para a chance
odds_lower
##
## 3.9861
odds_upper
```

Perguta 7

Adhes = 4BNucl = 7

Qual das alternativas a seguir apresenta um intervalo de confiança (95%) para a probabilidade estimada de tumor maligno para uma observação com as seguintes características:

```
• Thick = 5
# Criar a nova observação
nova_observacao <- data.frame(Adhes = 4, BNucl = 7, Thick = 5)</pre>
# Prever as log-odds e o intervalo de confiança
previsao <- predict(modelo_logistico, newdata = nova_observacao, type = "link", se.fit = TRUE)</pre>
# Valor z para o intervalo de confiança de 95%
z_{value} \leftarrow qnorm(0.975)
\# Calcular o intervalo de confiança para as log-odds (fit = previsão das log-odds, se.fit = erro padrão
IC_logodds_lower <- previsao$fit - z_value * previsao$se.fit</pre>
IC_logodds_upper <- previsao$fit + z_value * previsao$se.fit</pre>
# Converter as log-odds para probabilidades (usando a função logística)
prob_lower <- exp(IC_logodds_lower) / (1 + exp(IC_logodds_lower))</pre>
prob_upper <- exp(IC_logodds_upper) / (1 + exp(IC_logodds_upper))</pre>
# Exibir o intervalo de confiança para a probabilidade
prob_lower
##
## 0.7994425
prob_upper
##
           1
## 0.9576644
```

Perguta 8

Com base na amostra de validação, a acurácia estimada do modelo, ao classificar como tumor maligno as observações com probabilidade estimada maior que 0.50, e como tumor benigno as observações com probabilidade estimada menor que 0.50, é igual a:

```
prob_validacao <- predict(modelo_logistico, newdata = base_validacao, type = "response")

# Classificar com base na probabilidade de corte 0.50
predicoes <- ifelse(prob_validacao > 0.50, "1", "0")

# Comparar as previsões com as classes reais
tabela_confusao <- table(Predito = predicoes, Real = base_validacao$Class)</pre>
```

```
# Calcular a acurácia
acuracia <- sum(diag(tabela_confusao)) / sum(tabela_confusao)
acuracia</pre>
```

[1] 0.9779006

Perguta 9 - ERRO

Com base na amostra de validação, a sensibilidade estimada do modelo, ao classificar como tumor maligno as observações com probabilidade estimada maior que 0.50, e como tumor benigno as observações com probabilidade estimada menor que 0.50, é igual a:

```
predicoes <- predict(modelo_logistico, newdata = base_validacao, type = 'response')</pre>
tab_pred <- table(ifelse(predicoes < 0.5, 'Pred_No', 'Pred_Yes'), base_validacao$Class)
tab_pred
##
##
                     0
                1
##
     Pred_No 141
##
     Pred_Yes
                   36
# Cálculo da acurácia
TP <- tab_pred["Pred_Yes",'1']</pre>
                                   # Verdadeiros Positivos
TN <- tab_pred["Pred_No", '0']
                                     # Verdadeiros Negativos
FP <- tab_pred["Pred_Yes", '0']</pre>
                                      # Falsos Positivos
FN <- tab_pred["Pred_No", '1']</pre>
                                     # Falsos Negativos
                                        # Total de observações
total <- sum(tab_pred)
# Acurácia
acuracia <- (TP + TN) / total
acuracia
## [1] 0.02209945
sensibilidade \leftarrow (TP)/(TP + FN)
sensibilidade
## [1] 0
especificidade <- (TN)/(TN + FP)
especificidade
## [1] 0.1
# Ajustar o modelo de regressão logística com base na amostra de ajuste
modelo_logistico <- glm(Class ~ Adhes + BNucl + Thick, data = base_ajuste, family = binomial)</pre>
# Prever probabilidades para a amostra de validação
```

```
#prob_validacao <- predict(modelo_logistico, newdata = base_validacao, type = "response")</pre>
#print(prob validação)
# Classificar com base na probabilidade de corte 0.50
#predicoes <- ifelse(prob_validacao >= 0.50, "1", "0")
# Criar uma matriz de confusão
tabela_confusao2 <- table(Predito = previsao_class, Real = base_validacao$Class)</pre>
#print(tabela confusao)
print(tabela_confusao2)
##
          Real
## Predito 1
         0 141
##
##
         1 0 36
# Calcular a sensibilidade
verdadeiros_positivos <- tabela_confusao2["1", "1"]</pre>
falsos_negativos <- tabela_confusao2["0", "1"]</pre>
sensibilidade <- verdadeiros_positivos / (verdadeiros_positivos + falsos_negativos)
# Exibir a sensibilidade
sensibilidade
## [1] 0
# Supondo que o modelo foi ajustado e as predições foram feitas
# Prever as probabilidades para a amostra de validação
prob_validacao <- predict(modelo_logistico, newdata = base_validacao, type = "response")</pre>
# Classificar com base na probabilidade de corte 0.50
predicoes <- ifelse(prob_validacao > 0.50, "1", "0")
# Criar uma matriz de confusão
tabela_confusao <- table(Predito = predicoes, Real = base_validacao$Class)
# Calcular a sensibilidade
verdadeiros_positivos <- tabela_confusao["1", "1"]</pre>
falsos_negativos <- tabela_confusao["0", "1"]</pre>
# Se não houver verdadeiros positivos, a sensibilidade será O
if (is.na(verdadeiros_positivos) | (verdadeiros_positivos + falsos_negativos) == 0) {
 sensibilidade <- 0
} else {
  sensibilidade <- verdadeiros_positivos / (verdadeiros_positivos + falsos_negativos)
}
# Exibir a sensibilidade
sensibilidade
```

[1] 0

```
# Carregar o pacote necessário
library(faraway)
# Redefinir a variável Class para modelar a probabilidade de tumor maligno
wbca$Class <- factor(wbca$Class, levels = c('1', '0'))</pre>
# Dividir os dados em amostra de ajuste e amostra de validação
ajuste <- wbca[1:500, ]
validacao <- wbca[501:681, ]</pre>
# Ajustar o modelo de regressão logística com base na amostra de ajuste
modelo_logistico <- glm(Class ~ Adhes + BNucl + Thick, data = ajuste, family = binomial)
# Prever probabilidades para a amostra de validação
prob_validacao <- predict(modelo_logistico, newdata = base_validacao, type = "response")</pre>
\# Classificar com base na probabilidade de corte 0.50
predicoes <- ifelse(prob_validacao > 0.50, "1", "0")
# Criar uma matriz de confusão
tabela_confusao <- table(Predito = predicoes, Real = validacao$Class)
# Exibir a matriz de confusão
print(tabela_confusao)
##
          Real
## Predito 1
        0 141
##
##
         1 0 36
# Calcular a sensibilidade
verdadeiros_positivos <- tabela_confusao["1", "1"]</pre>
falsos_negativos <- tabela_confusao["0", "1"]</pre>
sensibilidade <- verdadeiros_positivos / (verdadeiros_positivos + falsos_negativos)
# Exibir a sensibilidade
sensibilidade
```

[1] 0

Perguta 10 - ERRO

Com base na amostra de validação, a especificidade estimada do modelo, ao classificar como tumor maligno as observações com probabilidade estimada maior que 0.50, e como tumor benigno as observações com probabilidade estimada menor que 0.50, é igual a:

```
# Criar a matriz de confusão (caso ainda não tenha feito)
tabela_confusao <- table(Predito = predicoes, Real = validacao$Class)
# Exibir a matriz de confusão
print(tabela_confusao)</pre>
```

```
##
          Real
             1
                 0
## Predito
         0 141
##
                 4
             0
               36
##
         1
# Calcular a especificidade
verdadeiros_negativos <- tabela_confusao["0", "0"] # Tumores benignos corretamente classificados
falsos_positivos <- tabela_confusao["1", "0"]</pre>
                                                      # Tumores benignos que foram classificados como mal
especificidade <- verdadeiros_negativos / (verdadeiros_negativos + falsos_positivos)</pre>
# Exibir a especificidade
especificidade
```

[1] 0.1

Perguta 11

Com base na amostra de validação, a área sob a curva ROC produzida pelo modelo é igual a

```
# Calcular a curva ROC e a AUC
roc_curve <- roc(validacao$Class, prob_validacao)

## Setting levels: control = 1, case = 0

## Setting direction: controls < cases

# Exibir a AUC
area_auc <- auc(roc_curve)
print(area_auc)

## Area under the curve: 0.9928</pre>
```

Perguta 12

Com base na amostra de validação, e usando o método de Youden, a regra de classificação ótima ao se considerar as informações fornecidas na sequência consiste em classificar um tumor como maligno caso a probabilidade estimada seja superior a K.

- Prevalência de tumor maligno igual a 0.20;
- Custo de classificar um tumor positivo como negativo é três vezes o custo de classificar um tumor negativo como positivo.

Qual o valor de K?

```
# Suponha que você tenha a matriz de confusão com base em um modelo existente
# A prevalência é 0.20
prevalencia <- 0.20
custo_positivo <- 3
custo_negativo <- 1
```

```
# Cálculo do custo total para cada ponto de corte possível
pontos_de_corte \leftarrow seq(0, 1, by = 0.01)
custos_totais <- numeric(length(pontos_de_corte))</pre>
for (i in seq_along(pontos_de_corte)) {
 k <- pontos_de_corte[i]</pre>
  # Calcule as previsões de acordo com o ponto de corte
  predicoes <- ifelse(prob_validacao > k, "1", "0")
  # Crie a matriz de confusão
  tabela_confusao <- table(Predito = predicoes, Real = validacao$Class)
  # Calcule a sensibilidade e a especificidade
  if ("1" %in% rownames(tabela_confusao) && "0" %in% rownames(tabela_confusao)) {
    verdadeiros_positivos <- tabela_confusao["1", "1"]</pre>
    falsos_negativos <- tabela_confusao["0", "1"]</pre>
    verdadeiros_negativos <- tabela_confusao["0", "0"]</pre>
    falsos_positivos <- tabela_confusao["1", "0"]</pre>
    sensibilidade <- verdadeiros_positivos / (verdadeiros_positivos + falsos_negativos)
    especificidade <- verdadeiros_negativos / (verdadeiros_negativos + falsos_positivos)
  } else {
    sensibilidade <- 0
    especificidade <- 0
  # Calcule o custo total para o ponto de corte
  custo_total <- custo_positivo * (falsos_negativos / (falsos_negativos + verdadeiros_positivos)) +</pre>
                 custo_negativo * (falsos_positivos / (falsos_positivos + verdadeiros_negativos))
  custos_totais[i] <- custo_total</pre>
}
# Encontre o ponto de corte que minimiza o custo total
indice_otimo <- which.min(custos_totais)</pre>
k_otimo <- pontos_de_corte[indice_otimo]</pre>
# Exibir o valor de K
print(k_otimo)
## [1] 0.01
# Supondo que r1 é um objeto de curva ROC criado anteriormente, e 'validacao$Class' e 'prob_validacao'
# Exemplo de ajuste do modelo e cálculo da curva ROC
best_coords_equal_cost <- coords(roc_curve, x = "best", best.method = "youden")
print(best_coords_equal_cost)
     threshold specificity sensitivity
## 1 0.1194988
                  0.964539
                                  0.975
```

```
r2 <- roc(validacao$Class, prob validacao)
## Setting levels: control = 1, case = 0
## Setting direction: controls < cases
# Encontrar as coordenadas para a classificação ótima usando o método de Youden
best_coords_equal_cost <- coords(r2, x = "best", best.method = "youden", best.weights = c(1, (1/3)))
print(best_coords_equal_cost)
     threshold specificity sensitivity
## 1 0.2533834
                0.9787234
# Custos do falso negativo são 3 vezes o do falso positivo
# Cálculo dos escores de crédito
cred_escores <- 100 * (1 - prob_validacao) # Assumindo que prob_validacao contém as probabilidades de
head(cred_escores, 20) # Exibir os primeiros 20 escores de crédito
##
           501
                       502
                                   503
                                               504
                                                           505
                                                                       506
## 99.86839922 99.86839922 98.71875089 5.97058237 99.86839922 98.12424805
           507
                       508
                                   509
                                               510
                                                           511
## 0.43178442 0.01282205 99.22228811 98.71875089 98.12424805 98.12424805
                       514
                                               516
                                                           517
## 84.15529815 98.12424805 0.43580025 98.12424805 99.86839922 99.22228811
           519
## 99.67964874 99.78227505
# Histograma dos escores de crédito
hist(cred_escores, main = 'Distribuição dos Escores de Crédito', xlab = 'Escore de Crédito', ylab = 'Fr
```

Custos do falso negativo são 3 vezes o do falso positivo

Distribuição dos Escores de Crédito

