

# Sumário

- □Introdução
- **□**Objetivo
- **□**Metodologia
- □Passo a passo dos resultados
- **□** Conclusões

# Introdução

▶Para a aplicação de algoritmos de classificação, foi recebida uma base de dados dos anos de 2014, 2015 e 2016 sobre dados de produtores de leite do município de Derrubadas – RS.

➤Os dados desta planilha eram numéricos, com 167 amostras e 37 atributos.

# Introdução

Município: Derrubadas - RS    Interpolation																										
rodutor =	¥	ID-UF =	S1 =	S2 =	S3 =	S4 =	S5 =	S6 =	E1 =	E2 =	E3 =	E4 =	E5 =	E6 ≖	E7 =	A1 =	A2 ×	A3 =	A4 =	A5 =	A6 ×	A7 =	A8 =	A9 =	A10 =	A11 =
rodutor 1	2014	0,62	0,50	0,67	0,60	1,00	1,00	1,00	0,34	0,00	0,36	0,10	0,60	0,51	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00	0,50	0,00	0,67	1,00	0,50	1,00	1,00
rodutor 1	2015	0,54	0,82	0,67	0,60	0,00	0,00	1,00	0,49	0,00	0,36	0,10	0,80	0,29	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00	0,50	0,00	0,67	1,00	0,50	0,00	1,00
rodutor 1	2016	0,54	0,82	0,67	0,60	0,00	0,00	1,00	0,49	0,00	0,36	0,10	0,80	0,29	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00	0,50	0,00	0,67	1,00	0,50	0,00	1,00
rodutor 2	2014	0,64	0,80	0,67	0,60	1,00	0,00	1,00	0,37	0,00	0,52	0,14	0,80	0,29	1,00	1,00	1,00	0,00	0,00	0,50	0,00	1,00	0,90	0,50	1,00	1,00
rodutor 2	2015	0,60	0,50	0,67	0,60	1,00	0,00	1,00	0,35	0,00	0,40	0,14	0,85	0,26	0,93	1,00	1,00	0,00	0,00	0,50	0,00	1,00	0,90	0,50	1,00	1,00
rodutor 2	2016	0,60	0,50	0,67	0,60	1,00	0,00	1,00	0,35	0,00	0,40	0,14	0,85	0,26	0,93	1,00	1,00	0,00	0,00	0,50	0,00	1,00	0,90	0,50	1,00	1,00
rodutor 3	2014	0,45	0,25	0,67	0,60	1,00	1,00	1,00	0,18	0,00	0,31	0,18	0,80	1,00	0,10	1,00	1,00	0,00	1,00	0,50	0,00	0,67	1,00	0,50	0,00	0,00
rodutor 4	2015	0,63	0,83	0,67	0,60	1,00	0,00	1,00	0,52	0,00	0,18	0,10	0,85	0,50	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00	1,00	0,50	0,67	0,90	0,50	1,00	1,00
rodutor 4	2016	0,60	0,80	0,67	0,60	1,00	0,00	1,00	0,31	0,00	0,18	0,10	0,85	0,00	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00	1,00	0,50	0,67	0,90	0,50	1,00	1,00
rodutor 4	2014	0,59	0,50	0,67	0,60	1,00	0,00	1,00	0,52	0,00	0,18	0,18	0,60	0,50	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00	1,00	0,50	0,47	0,90	0,50	0,50	1,00
rodutor 5	2015	0,51	0,00	0,67	0,60	1,00	0,00	1,00	0,69	0,00	0,22	0,07	0,60	0,17	0,83	0,60	1,00	0,00	0,00	0,50	0,50	0,80	0,65	0,50	1,00	0,00
rodutor 5	2016	0,51	0,00	0,67	0,60	1,00	0,00	1,00	0,71	0,00	0,18	0,07	0,60	0,19	0,84	0,60	1,00	0,00	0,00	0,50	0,50	0,80	0,65	0,50	1,00	0,00
rodutor 5	2014	0,45	0,00	0,67	0,60	1,00	1,00	1,00	0,12	0,00	0,22	0,07	0,60	1,00	0,00	0,60	1,00	0,00	0,00	0,50	0,50	0,80	0,65	0,50	1,00	0,00
rodutor 6	2016	0,60	0,25	0,67	0,60	1,00	0,00	0,00	0,60	0,00	0,09	0,17	0,85	0,29	1,00	1,00	1,00	0,00	0,00	1,00	0,50	0,73	0,90	0,50	1,00	1,00
rodutor 6	2015	0,59	0,25	0,67	0,60	1,00	0,00	0,00	0,55	0,00	0,09	0,09	0,85	0,21	1,00	1,00	1,00	0,00	0,00	1,00	0,50	0,73	0,90	0,50	1,00	1,00
rodutor 6	2014	0,55	0,25	0,67	0,60	1,00	0,00	0,00	0,41	0,00	0,09	0,09	0,85	0,18	0,81	1,00	1,00	0,00	0,00	0,50	0,50	0,40	0,90	0,50	1,00	1,00
rodutor 7	2015	0,55	0,00	0,33	0,90	0,00	0,00	1,00	0,28	1,00	0,60	0,18	0,80	0,30	1,00	1,00	0,00	0,00	1,00	1,00	0,50	0,53	0,90	1,00	1,00	1,00
rodutor 7	2016	0,55	0,00	0,33	0,90	0,00	0,00	1,00	0,28	1,00	0,60	0,18	0,80	0,30	1,00	1,00	0,00	0,00	1,00	1,00	0,50	0,53	0,90	1,00	1,00	1,00
	rodutor 1 rodutor 1 rodutor 1 rodutor 2 rodutor 2 rodutor 2 rodutor 3 rodutor 4 rodutor 4 rodutor 5 rodutor 5 rodutor 5 rodutor 6 rodutor 6 rodutor 6 rodutor 7	rodutor 1 2014 rodutor 1 2015 rodutor 1 2016 rodutor 2 2016 rodutor 2 2016 rodutor 2 2016 rodutor 3 2014 rodutor 4 2015 rodutor 4 2016 rodutor 5 2016 rodutor 5 2016 rodutor 5 2016 rodutor 6 2016 rodutor 6 2015 rodutor 6 2014 rodutor 7 2015	rodutor 1 2014 0,62 rodutor 1 2015 0,54 rodutor 1 2016 0,54 rodutor 2 2014 0,64 rodutor 2 2015 0,60 rodutor 2 2016 0,60 rodutor 3 2014 0,45 rodutor 4 2016 0,60 rodutor 4 2016 0,60 rodutor 5 2016 0,51 rodutor 5 2016 0,51 rodutor 6 2016 0,60 rodutor 6 2016 0,60 rodutor 6 2016 0,55 rodutor 6 2014 0,55 rodutor 6 2014 0,55 rodutor 7 2015 0,55	rodutor 1 2014 0,62 0,50 rodutor 1 2016 0,54 0,82 rodutor 2 2014 0,64 0,80 rodutor 2 2015 0,60 0,50 rodutor 2 2016 0,60 0,50 rodutor 3 2014 0,45 0,25 rodutor 4 2016 0,60 0,80 rodutor 4 2016 0,60 0,80 rodutor 5 2016 0,51 0,00 rodutor 5 2016 0,51 0,00 rodutor 5 2016 0,51 0,00 rodutor 6 2016 0,60 0,25 rodutor 6 2016 0,60 0,25 rodutor 6 2016 0,60 0,25 rodutor 6 2014 0,55 0,25 rodutor 6 2014 0,55 0,25 rodutor 6 2014 0,55 0,25 rodutor 7 2015 0,51 0,00	rodutor	rodutor	rodutor	redutor	redutor	rodutor	rodutor	rodutor	redutor 1 2014 0,62 0,50 0,67 0,60 1,00 1,00 1,00 0,34 0,00 0,36 0,10 redutor 2 2016 0,60 0,50 0,67 0,60 1,00 0,00 1,00 0,35 0,00 0,36 0,10 redutor 2 2016 0,60 0,50 0,67 0,60 1,00 0,00 1,00 0,35 0,00 0,36 0,10 redutor 2 2016 0,60 0,50 0,67 0,60 1,00 0,00 1,00 0,35 0,00 0,40 0,40 0,40 0,40 0,40 0,40 0,4	redutor 1 2014 0.62 0.50 0.67 0.60 1.00 1.00 1.00 0.49 0.00 0.36 0.10 0.80 redutor 2 2016 0.60 0.50 0.67 0.60 1.00 1.00 0.00 1.00 0.35 0.00 0.52 0.14 0.80 redutor 2 2016 0.60 0.50 0.67 0.60 1.00 1.00 0.00 1.00 0.35 0.00 0.36 0.10 0.80 redutor 2 2016 0.60 0.50 0.67 0.60 1.00 0.00 1.00 0.00 1.00 0.35 0.00 0.36 0.10 0.80 redutor 2 2016 0.60 0.50 0.67 0.60 1.00 0.00 1.00 0.35 0.00 0.40 0.40 0.40 0.40 0.40 0.40 0.4	Todutor 1 2014 0.62 0.50 0.67 0.60 1.00 1.00 1.00 0.49 0.00 0.56 0.10 0.80 0.29 0.51 0.51 0.54 0.80 0.67 0.60 1.00 1.00 0.00 1.00 0.49 0.00 0.36 0.10 0.80 0.29 0.51 0.51 0.54 0.82 0.67 0.60 0.00 1.00 0.00 1.00 0.49 0.00 0.36 0.10 0.80 0.29 0.51 0.51 0.54 0.82 0.67 0.60 0.00 0.00 1.00 0.49 0.00 0.36 0.10 0.80 0.29 0.51 0.51 0.54 0.82 0.67 0.60 0.00 0.00 1.00 0.49 0.00 0.36 0.10 0.80 0.29 0.51 0.51 0.51 0.60 0.50 0.67 0.60 1.00 0.00 1.00 0.37 0.00 0.52 0.14 0.80 0.29 0.51 0.51 0.50 0.50 0.67 0.60 1.00 0.00 1.00 0.37 0.00 0.52 0.14 0.80 0.29 0.51 0.51 0.50 0.50 0.67 0.60 1.00 0.00 1.00 0.35 0.00 0.40 0.41 0.85 0.26 0.51 0.51 0.50 0.51 0.51 0.50 0.51 0.50 0.50	Todutor 1	Sequence of the control of the contr	Todutor 1	Toducor 1	Todation	Todator	Condition	Todator	Todator	reductor	reductor

Figura 1: planilha com dados do município de Derrubadas – RS. Fonte: Elaborada pelo autor, 2017

# Objetivo

Aplicar algoritmos de classificação para efetuar a predição do indicador ID.UPF do ano de 2014, com base em indicadores de dimensões:

- ➤ Sociais;
- ► Econômicas;
- >Ambientais;
- ➤ Produtivas;

# Metodologia Adotada

Pré-processamento dos dados (Limpeza, Integração, Seleção e Transformação).

Etapa de Mineração.

Etapa de Validação.

Limpeza e organização manual da planilha .csv

Carga dos dados da planilha para a ferramenta R.

Préprocessamento dos dados (trans. Strings em n°s)

Categorização do indicador a ser predito.

Uso de Algoritmos de Classificação. Avaliação e validação dos algoritmos

Figura 2: Metodologia adotada. Fonte: Elaborada pelo autor, 2017

- ➤ Foi utilizada a ferramenta R para o processo de limpeza, categorização e mineração de dados (regras de associação).
- ➤ Das instruções utilizadas no R:
  - library(rpart)
  - library(caret)
  - library(rpart.plot)
  - install.packages("C50")
  - library(C50)
  - library(nnet)
  - x = read.csv("training.csv", stringsAsFactors=FALSE)
  - x2=x

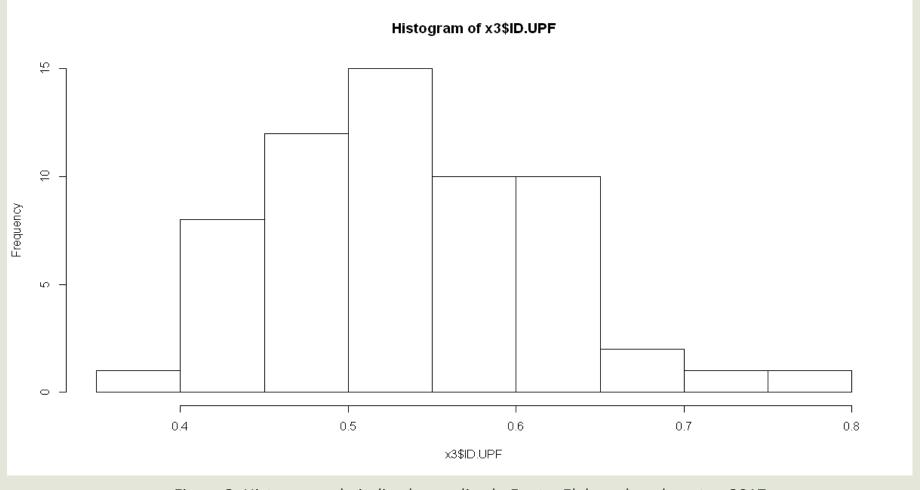


Figura 3: Histograma do indicador analisado Fonte: Elaborada pelo autor, 2017

```
for(i in 1:nrow(x2)){
for(j in 1:ncol(x2)){
x2[i,j] = as.numeric(gsub("[,]",".",x[i,j]))
x2[,j] = as.numeric(x2[,j])}}
x2$ID.UPF<-cut(x2$ID.UPF, c(0,0.49,0.59,0.80),labels=c("BAIXO","MEDIO","ALTO"))</li>
```

- Para o algoritmo da biblioteca rpart:
- x3=x2
- fit3 <- caret::train(x3[,-1], x3\$ID.UPF,trControl=trainControl(method="repeatedcv",number=10,repeats=3),method="rpart")
- fit3pred <- predict(fit3,newdata=x3[,-1])</li>
- mc3<-table(fit3pred,x3\$ID.UPF)</li>
- ac3 < -(mc3[1,1] + mc3[2,2] + mc3[3,3]) / sum(mc3)

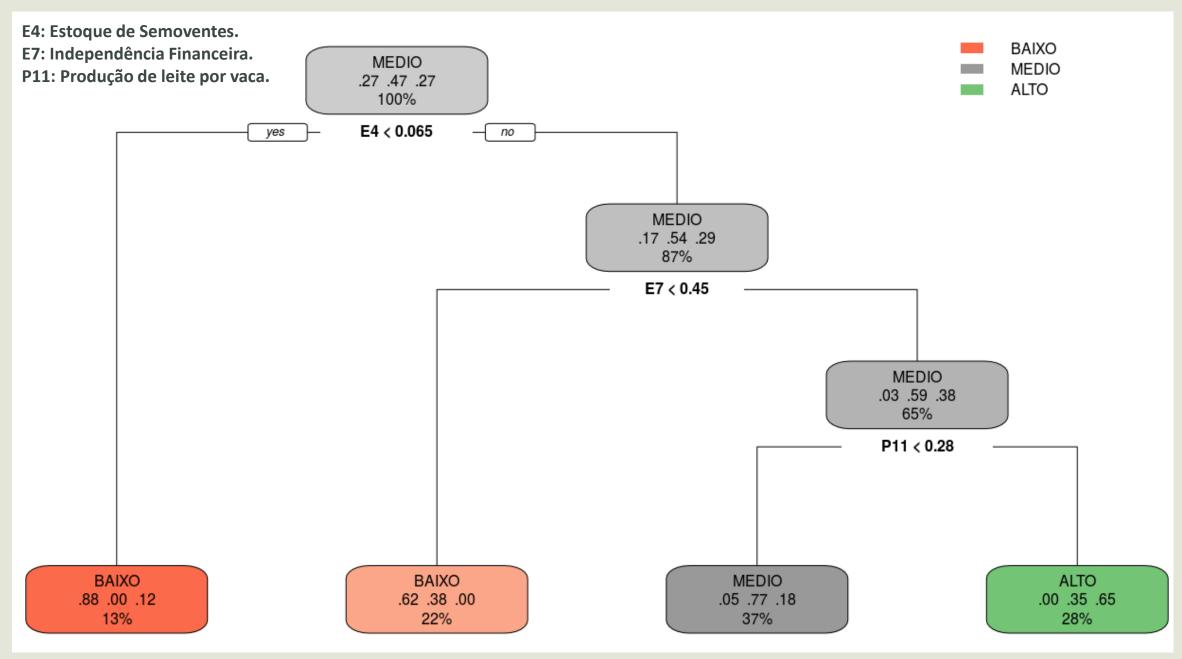


Figura 4: Árvore de decisão gerada usando o *rpart*. Fonte: Elaborado pelo autor, 2017.

#### Para o algoritmo da biblioteca C50:

- x3=x2
- fit3 <- caret::train(x3[,-1], x3\$ID.UPF,trControl=trainControl(method="repeatedcv",number=10,repeats=3),method="C5.0")
- fit3pred <- predict(fit3,newdata=x3[,-1])
- mc3<-table(fit3pred,x3\$ID.UPF)
- ac3 < -(mc3[1,1] + mc3[2,2] + mc3[3,3]) / sum(mc3)

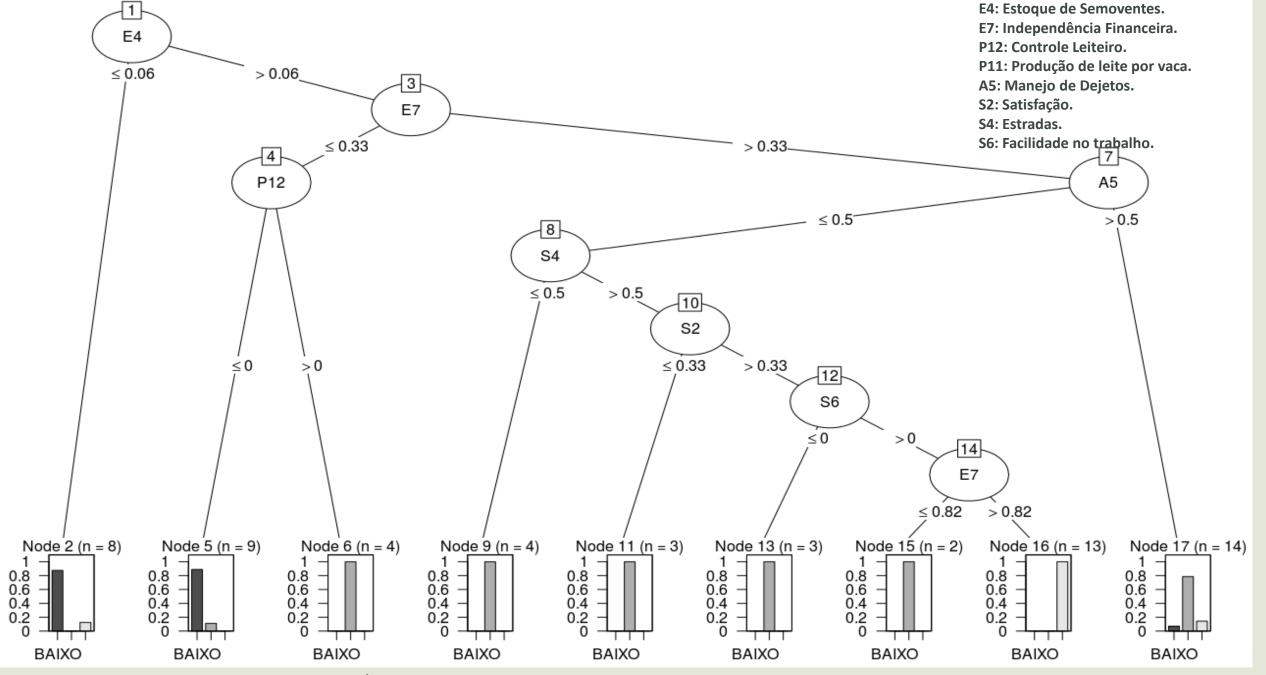


Figura 5: Árvore de decisão gerada usando o *C5.0*. Fonte: Elaborado pelo autor, 2017.

- Precisões obtidas com os algoritmos, efetuando o 10-fold cross-validation:
  - Para o rpart: 71,66%
  - Para o C5.0: 91,66%

- Porém, essa não é a acurácia real. É preciso utilizar um método de avaliação e validação.
- Foi feito o 10-fold cross-validation usando estruturas de repetição para avaliação dos modelos.

#### Mudanças:

- set.seed(12345)
- x3<-x2[sample(nrow(x2)),]</li>
- folds <- cvFolds(NROW(x3), K=10)
- x3\$holdoutpred <- rep(0,nrow(x3))</li>
- for(i in 1:10){
  - trainData <- x3[folds\$subsets[folds\$which != i], ]
  - testData <- x3[folds\$subsets[folds\$which == i], ]
  - fit <- rpart(ID.UPF ~ ., method="class", data=trainData)
  - fit <- caret::train(trainData[,-1], trainData\$ID.UPF,trControl=trainControl(method="cv",number=10),method="rpart")
  - newpred <- predict(fit,newdata=testData)</li>
  - mc<-table(newpred,testData\$ID.UPF) #monta tabela de confusão</li>
  - ac3[i] <- (mc[1,1]+mc[2,2]+mc[3,3])/sum(mc)
  - x3[folds\$subsets[folds\$which == i], ]\$holdoutpred <- newpred}
- ac3

- Precisões obtidas com os algoritmos, efetuando o 10-fold Cross-Validation:
  - Para o rpart: 40,00%
  - Para o C5.0: 64,12%
- Precisões obtidas com os algoritmos, efetuando o *LOOCV* (*Leave-One-Out Cross-Validation*):
  - Para o rpart: 35,00%
  - Para o C5.0: 61,00%

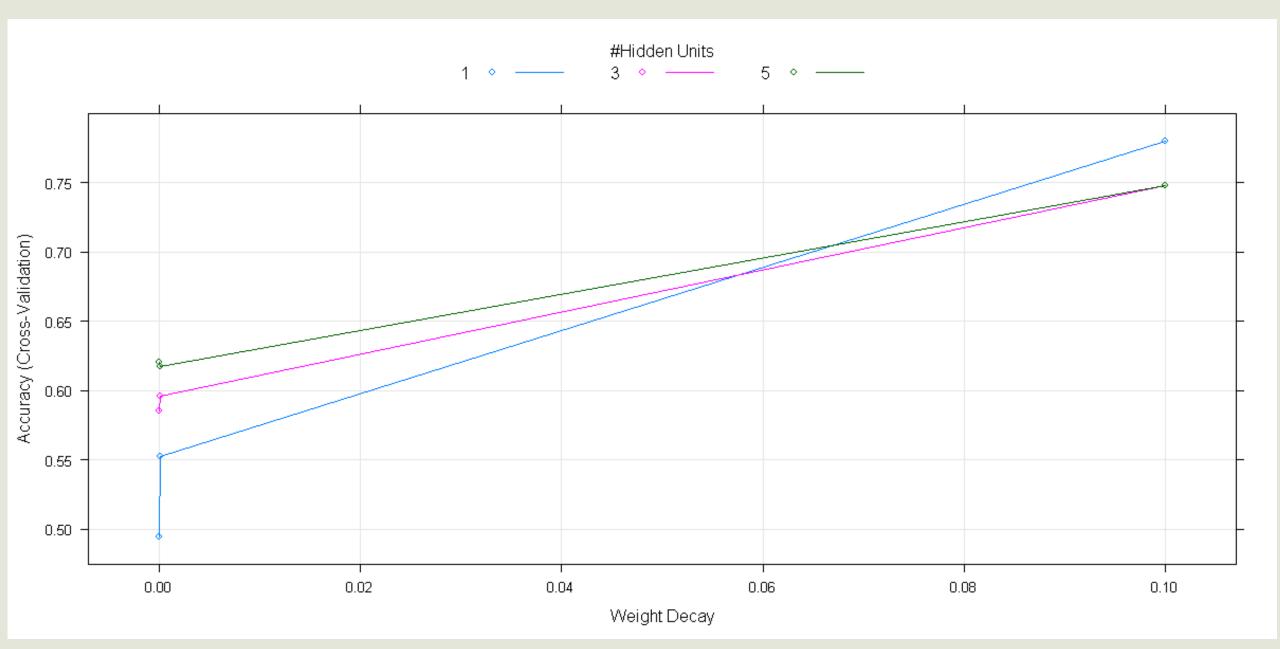


Figura 6: Acurácia em função do decaimento do peso. Fonte: Elaborado pelo autor, 2017.

- Precisão obtida com o nnet, efetuando o 10-fold cross-validation:
  - 72,57%
  - size decay Accuracy Kappa
  - 1 0e+00 0.4916667 0.2175280
  - 1 1e-04 0.5392857 0.3232178
  - 1 1e-01 0.7257143 0.5355373
  - 3 0e+00 0.6295238 0.3975643
  - 3 1e-04 0.5535714 0.3080018
  - 3 1e-01 0.7023810 0.5112600
  - 5 0e+00 0.7114286 0.5194526
  - 5 1e-04 0.6307143 0.4294253
  - 5 1e-01 0.7023810 0.5127226

• Foi iniciada a análise do indicador "Renda Familiar Per Capita", devido a sua variabilidade.

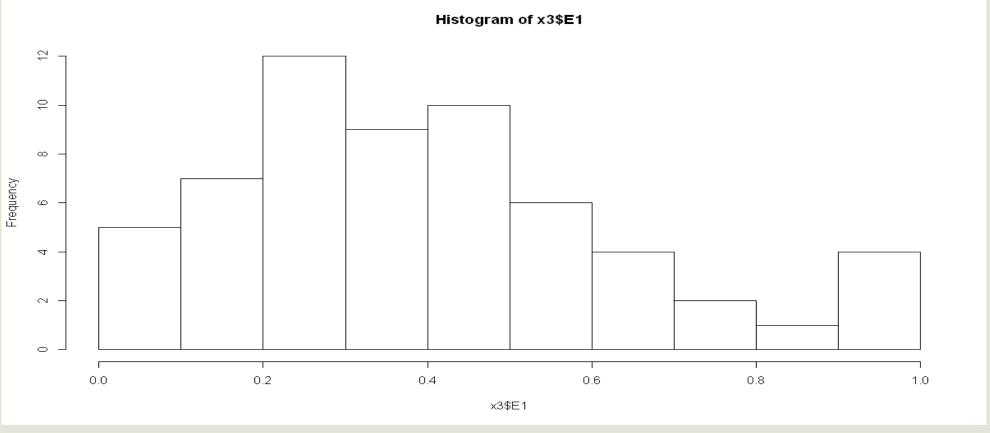


Figura 7: Histograma da Renda Familiar Per Capita. Fonte: Elaborado pelo autor, 2017.

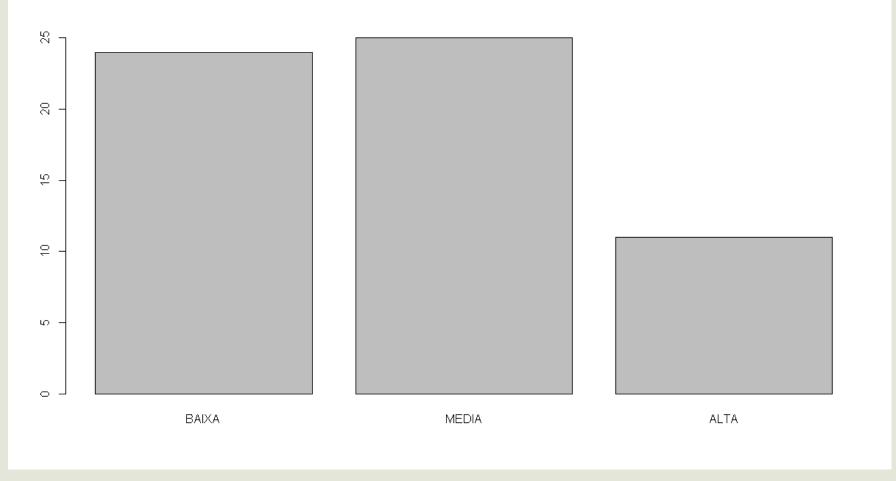


Figura 8: Histograma da Renda Familiar Per Capita após categorização. Fonte: Elaborado pelo autor, 2017.

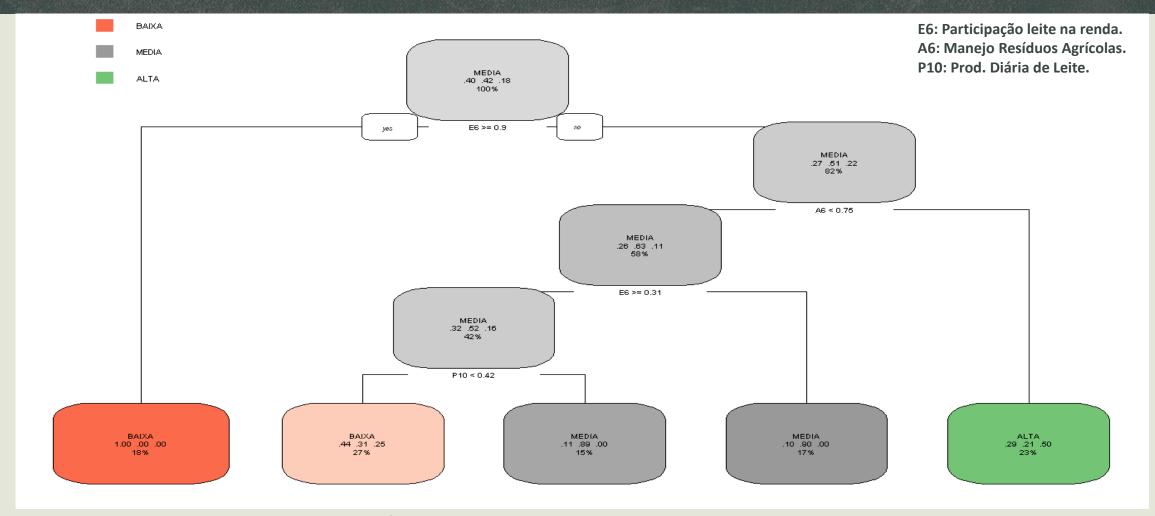


Figura 9: Árvore gerada pelo Rpart. Fonte: Elaborado pelo autor, 2017.

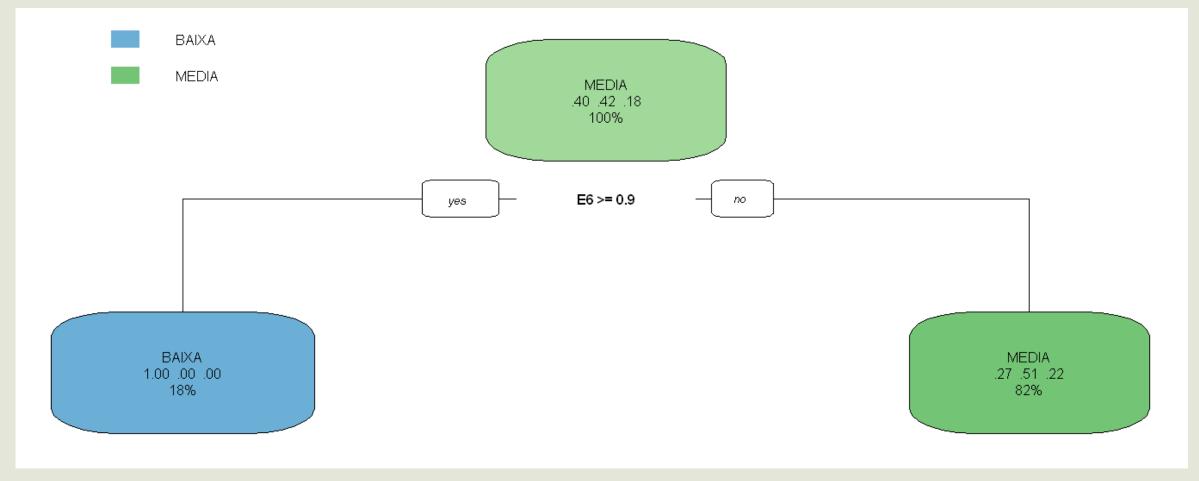
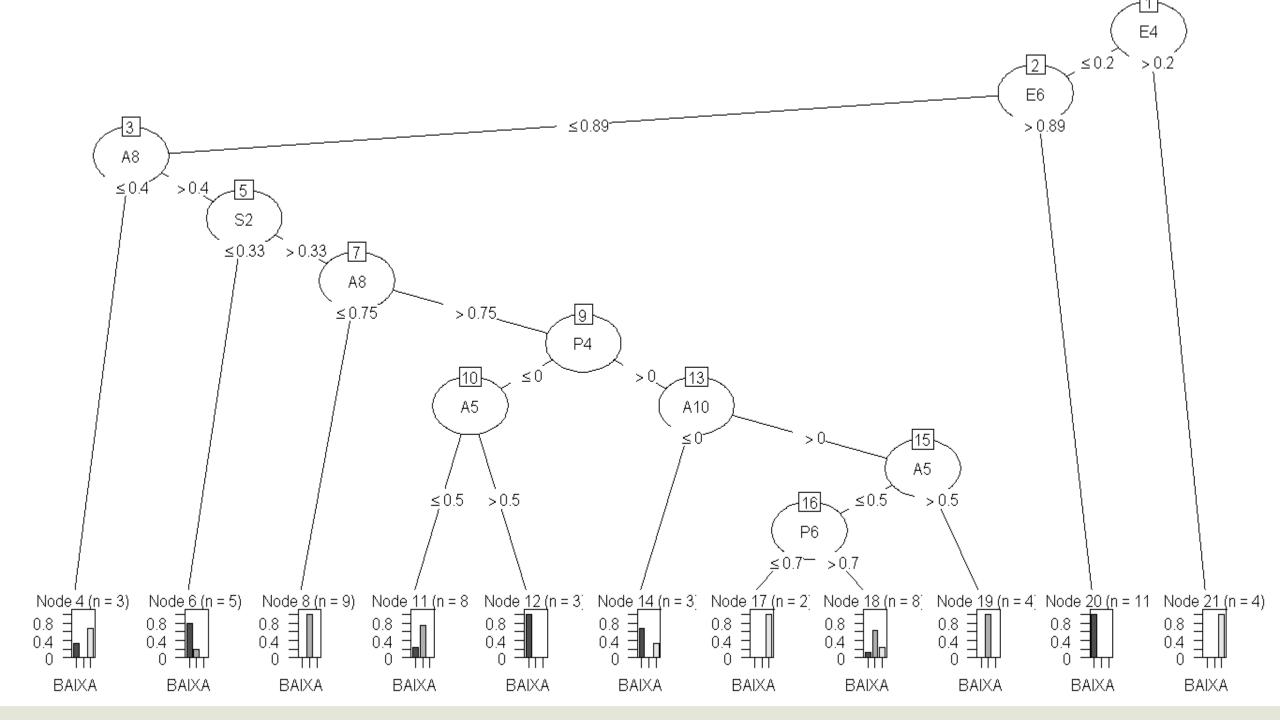


Figura 10: Árvore pós-poda gerada pelo Rpart. Fonte: Elaborado pelo autor, 2017.



## Conclusões

A aplicação de algoritmos de classificação, especificamente árvores de decisão, para efetuar a predição de informações categóricas se mostrou como uma técnica efetiva.

➤No mundo dos negócios, pode ser uma importante ferramenta para ser utilizada na orientação de decisões.

# Referências Bibliográficas

• HAN, J.; KAMBER, M. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 2° ed. Morgan Kauf-mann Publishers, p. 5–7, 2006.

- RDocumentation. Disponível em:
  - < https://www.rdocumentation.org/packages/caret/versions/6.0-76/topics/train
  - >. Acesso em: 21/05/2017.