

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

Graduação em Engenharia de Sistemas Introdução ao Reconhecimento de Padrões - Aula 5 Nikolas Dias Magalhães Fantoni - 2018019400

Classificador de Bayes aplicado a um problema multivariado (Base Heart)

No exercício proposto, foram amostrados inicialmente da base de dados *heart.dat*, fornecida pelo professor, 90% dos dados para o treinamento de um classificador bayesiano e outros 10% para testar o classificador. A amostra total continha 270 dados distribuídos em 13 variáveis descritivas e uma variável classificatória, que definia como 1 o paciente que não possuía a doença cardíaca e 2 o paciente que a possuía. A função abaiuxo foi utilizada pra estimar as densidades de probabilidades para cada classe:

```
\begin{array}{lll} pdfnvar <& -\mathbf{function}(x,\ m,\ K,\ n)\ \{ & (1/(\mathbf{sqrt}\,((2*pi)\,\hat{}\ (n)\ *\ (\det(K)))))\ *\\ & \mathbf{exp}(-0.5\ *\ (\mathbf{t}\,(x\!-\!\!m)\ \%\!\!*\!\!\%\ (\mathbf{solve}\,(\!K\!))\ \%\!\!*\!\!\%\ (x\!-\!\!m))) \} \end{array}
```

No primeiro teste, foi obtida uma acurácia de 88,88%. Para um segundo teste, a mesma base foi dividida em uma proporção de 70%-30% para as amostras de treinamento e teste, respectivamente. A nova acurácia passou a ser de 82,71%. Por fim, os dados foram divididos numa proporção em que o número de amostras de teste eram maiores que as amostras de treinamento, sendo 80% e 20% suas respectivas partes do total. Neste último teste, a acurácia obtida foi de 64%.

Estes pequenos testes mostram que para garantir uma eficácia maior de um classificador, é necessário que a amostra de treinamento seja suficientemente grande em relação à amostra a ser testada. O teste foi repetido diversas vezes e, em geral, a quantidade de amostras separadas para treinamento era diretamente proporcional à acurácia obtida do teste.

Ainda que em dados fictícios, cuja variância seja baixa, a relação entre a quantidade de amostras usadas para treinar e a acurácia possa não existir (ou seja, pode-se obter bons resultados mesmo com um número baixo de amostras), para dados reais, cuja variabilidade é alta devido à diversos fatores, é imprescindível que se obtenha o máximo de valores possíveis para o treinamento correto do algoritmo. O código do algoritmo é mostrado abaixo.

```
#Universidade Federal de Minas Gerais
#Introducao ao Reconhecimento de Padroes
\#Nikolas Dias Magalhaes Fantoni
#AULA 5 - Base Heart
\#2019/2
\#Limpando\ o\ ambiente
\mathbf{rm}(\mathbf{list} = \mathbf{ls}())
#Funcao estimativa densidade para n variaveis
\operatorname{pdfnvar} <- \operatorname{function}(x, m, K, n) \left\{ \left( \frac{1}{\operatorname{sqrt}((2 * \operatorname{pi})^{\hat{}}(n) * (\det(K)))} \right) \right\} 
     \exp(-0.5 * (t(x-m) \% \% (solve(K)) \% \% (x-m)))
\#Percentual amostra para treinamento
per < -0.9
\#Lendo os dados
heart <- read.csv( "heart.dat", sep="", header = FALSE)
ic1 <- which (heart $V14 == 1)
ic2 <- which (heart $V14 == 2)
```

```
heartc1 <- heart[ic1,]
heartc2 <- heart[ic2,]
#Separando em treinamento e teste
iseq1 <- sample(length(heartc1[,1]))
iseq2 <- sample(length(heartc2[,1]))
trainc1 <- heartc1[iseq1[1:(per*length(iseq1))],]</pre>
trainc2 <- heartc2 [iseq2 [1:(per*length(iseq2))],]
test <- rbind(heartc1[iseq1[(per*length(iseq1)+1):length(iseq1)],],
               heartc2[iseq2[(per*length(iseq2)+1):length(iseq2)],])
\#Calculo\ das\ medias
for (m in 1:13) {
  u1 \leftarrow \mathbf{rbind}(u1, \mathbf{mean}(trainc1[,m]))
  u2 \leftarrow \mathbf{rbind}(u2, \mathbf{mean}(trainc2[,m]))
\#Calculo\ das\ covariancias
cov1 < -cov(trainc1[,1:13])
cov2 <- cov(trainc2[,1:13])
#Teste do classificador
erro < -0
for (i in 1:length(test[,1])){
  l < -t(test[i,1:13])
  f1 <- pdfnvar(l, u1, cov1, 13)
  f2 < -pdfnvar(1, u2, cov2, 13)
  c \leftarrow if ((f1/f2 >= 1) == TRUE) 1 else 2
  if ((c-test[i,14]) != 0) erro <- erro +1
}
#Imprimindo a saida
acertoporcento \leftarrow 100 - erro/length(test[,1])*100
cat("\n_Percentual_de_acertos:_", acertoporcento, "\n")
```