

## UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

Graduação em Engenharia de Sistemas **Introdução ao Reconhecimento de Padrões - Aula 6** Nikolas Dias Magalhães Fantoni - 2018019400

## Classificador de Bayes aplicado a um problema multivariado (Base Spam)

No exercício proposto, a base de dados spambase.data, fornecida pelo professor, foi utilizada para demonstrar um classificador bayesiano. Primeiro, as amostras foram separadas em classes do tipo 1 (consideradas spam) ou do tipo 2 (não spams), de acordo com a última coluna de cada amostra observada. Depois, os dados foram separados em  $10 \ folds$  e foi utilizada a técnica de validação cruzada, em que a cada iteração, um dos folds (correspondente a aproximadamente 10% dos dados) é utilizado como teste e o restante serve de base para o treinamento do classificador. Para uma implementação correta da separação dos folds de maneira aleatória, foi utilizada a biblioteca do R caret.

Após realizados os 10 testes, a acurácia e o desvio padrão médios dos testes da classe 1 e da classe 2, separadamente, são mostrados na figura 1.

```
media1: 95.64018 % media2: 68.36982 % desvio1: 2.170583 % desvio2: 23.99426 %
```

Figura 1: Resultados obtidos para as classes separadas.

A acurácia total, juntamente com o desvio padrão total, estão mostrados na figura 2. Logo abaixo, tem-se o código utilizado neste exercício.

```
Acuracia total: 82.005 % e Desvio Padrao Total: 21.69439 %.
```

Figura 2: Resultados obtidos para o treinamento das classes em conjunto.

```
#Universidade Federal de Minas Gerais
#Introducao ao Reconhecimento de Padroes
\#Nikolas Dias Magalhaes Fantoni
#AULA 6 - Base Spam
\#2019/2
\#Limpando\ o\ ambiente
rm(list=ls())
\#Adicionando biblioteca
library (caret)
#Funcao estimativa densidade para n vari veis
pdfnvar \leftarrow function(x, m, K, n)  {
  if (\det(K) = 0) \ 10^{(50)} \ \text{else} \ (1/(\operatorname{sqrt}((2*pi)^{(n)} *
   (\det(K))))*\exp(-0.5*(t(x-m)\%*\%(solve(K))\%*\%(x-m)))
}
\#Lendo os dados
spam <- read.csv( "spambase.data", sep=",",header = FALSE)
ic1 \leftarrow \mathbf{which}(\mathrm{spam}\$V58 == 1)
ic2 \leftarrow \mathbf{which}(\mathrm{spam}\$V58 == 0)
spamc1 \leftarrow spam[ic1,]
\operatorname{spamc2} < -\operatorname{spam}[\operatorname{ic2},]
```

```
#Criando os folds que separao os dados
fl1 <- createFolds(spamc1[,1], k = 10, list = TRUE, returnTrain = FALSE)
fl2 <- createFolds(spamc2[,1], k = 10, list = TRUE, returnTrain = FALSE)
\#Looping para os 10 testes
acuracia1 <- NULL
acuracia2 <- NULL
for (j in 1:10){
  test1 <- spamc1 [ fl1 [ [ j ] ] ,]
  test2 <- spamc2 [ f12 [ [ j ] ] ,]
  trainc1 \leftarrow spamc1[-fl1[[j]],]
  trainc2 <- spamc2[-fl2[[j]],]
  \#Calculando as medias
  u1<- NULL
  u2 < - NULL
  for (m in 1:57) {
     u1 \leftarrow \mathbf{rbind}(u1, \mathbf{mean}(trainc1[,m]))
     u2 \leftarrow \mathbf{rbind}(u2, \mathbf{mean}(\operatorname{trainc2}[,m]))
  \#Covariancias\ dos\ dados
  cov1 \leftarrow cov(trainc1[,1:57])
  cov2 <- cov(trainc2[,1:57])
  #Testando o algoritmo para classe 1
  erro <- 0
  for (i in 1:length(test1[,1])){
     1 < -t(test1[i, 1:57])
     f1 \leftarrow pdfnvar(l, ul, covl, 57)
     f2 \leftarrow pdfnvar(1, u2, cov2, 57)
     if (f2 == 0){
       c < -1
     } else {
       \mathbf{c} \leftarrow \mathbf{if} ((f1/f2 > 1) = TRUE) 1 \mathbf{else} 0
        if ((\mathbf{c} - \text{test1}[i, 58]) != 0) erro <- erro +1
  \#Obtendo a acuracia da classe 1
  acerto \leftarrow 1 - erro/length(test1[,1])
  acuracia1 < c(acuracia1, acerto)
  \#Testando o algoritmo para classe 2
  erro < -0
  for (i in 1: length(test2[,1])){
     l < -t(test2[i,1:57])
     \mathrm{f1} \, < \!\! - \, \mathrm{pdfnvar} \left( \, \mathrm{l} \, \, , \, \, \mathrm{u1} \, \, \, , \, \, \mathrm{cov1} \, , \, \, \, 57 \right)
     f2 < -pdfnvar(1, u2, cov2, 57)
     if (f2 = 0){
       c < -1
     } else {}
       c \leftarrow if ((f1/f2 >= 1) == TRUE) 1 else 0
        if ((\mathbf{c} - \mathbf{test2}[i, 58]) != 0) erro <- erro +1
  }
  #Obtendo a acuracia da classe 2
```