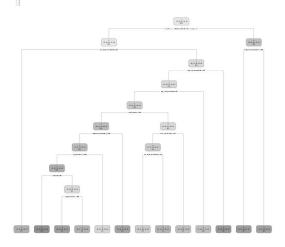
```
library(dplyr)
   Attaching package: 'dplyr'
   The following objects are masked from 'package:stats':
     filter, lag
   The following objects are masked from 'package:base':
     intersect, setdiff, setequal, union
library(caret)
library(rpart)
# Defina o diretório onde estão os seus arquivos CSV
# Carregue os dados de treinamento
training_data <- read.csv("pml-training.csv")</pre>
# Carregue os dados de teste
testing_data <- read.csv("pml-testing.csv")</pre>
# Verifique a estrutura dos dados
str(training_data)
str(testing_data)
str(training_data$classe)
str(testing_data$classe)
# Remova linhas com valores ausentes nos dados de treinamento
training_data <- na.omit(training_data)</pre>
\# Remova linhas com valores ausentes nos dados de teste
testing_data <- na.omit(testing_data)</pre>
# Verifique a estrutura dos dados após a remoção de NAs
str(training_data)
str(testing_data)
training_data <- training_data %>% mutate(classe = as.numeric(factor(classe, levels = c("A", "B", "C", "D", "E"))))
print(training_data$classe)
    training_data1 <- training_data %>% select_if(is.numeric)
testing_data1 <- testing_data %>% select_if(is.numeric)
# Exclua as quatro primeiras linhas dos dados de treinamento
training_data1 <- training_data1[, -c(1:4)]</pre>
# Exclua as quatro primeiras colunas (features) dos dados de teste
testing_data1 <- testing_data1[, -c(1:4)]</pre>
str(training_data1)
str(testing_data1)
```

4

```
$ total_accel_belt : int
     $ gyros_belt_x : num
'--1+ v : num
     $ gyros_belt_z
                           : num
      $ accel_belt_x
                           : int
      $ accel_belt_y
                           : int
      $ accel_belt_z
                           : int
      $ magnet_belt_x
                           : int
      $ magnet_belt_y
                           : int
      $ magnet_belt_z
                           : int
      $ roll_arm
                           : num
     $ pitch arm
                           : num
     $ yaw arm
                           : num
     $ total_accel_arm : int
      $ gyros_arm_x
                           : num
      $ gyros_arm_y
                           : num
     $ gyros_arm_z
                           : num
      $ accel_arm_x
                           : int
      $ accel_arm_y
                           : int
     $ accel_arm_z
                           : int
      $ magnet_arm_x
                           : int
      $ magnet_arm_y
                           : int
     $ magnet_arm_z
                           : int
      $ roll dumbbell
                           : num
                         : num
      $ pitch_dumbbell
      $ yaw_dumbbell
                           : num
      $ total_accel_dumbbell: int
     $ gyros_dumbbell_x : num
     $ gyros_dumbbell_y
                           : num
      $ gyros_dumbbell_z
                           : num
      $ accel_dumbbell_x
                           : int
      $ accel_dumbbell_y
                          : int
     $ accel_dumbbell_z
                           : int
                          : int
     $ magnet_dumbbell_x
      $ magnet_dumbbell_y : int
      $ magnet_dumbbell_z
      $ roll forearm
                           : num
     $ pitch_forearm
                           : num
      $ yaw_forearm
      $ total_accel_forearm : int
     $ gyros_forearm_x : num
      $ gyros_forearm_y
                           : num
      $ gyros_forearm_z
                          : num
     $ accel_forearm_x
$ accel_forearm_y
                          : int
     $ accel_forearm_z
                           : int
      $ magnet_forearm_x
                           : int
      $ magnet_forearm_y
                           : int
      $ magnet_forearm_z
                           : int
      $ problem id
                           : int
proporcao_treinamento <- 0.7</pre>
# Crie um índice aleatório para dividir os dados
indice <- sample(1:nrow(training_data1), floor(proporcao_treinamento * nrow(training_data1)))</pre>
# Crie conjuntos de treinamento e validação com base no índice
conjunto_treinamento <- training_data1[indice, ]</pre>
conjunto_validacao <- training_data1[-indice, ]</pre>
# Crie o modelo de árvore de decisão usando rpart
modelo_arvore <- rpart(classe ~ ., data = conjunto_treinamento, method = "class")</pre>
# Faça predições no conjunto de validação
predicoes <- predict(modelo_arvore, newdata = conjunto_validacao, type = "class")</pre>
# Avalie o desempenho do modelo (por exemplo, matriz de confusão)
tabela_confusao <- table(predicoes, conjunto_validacao$classe)</pre>
print(tabela_confusao)
     predicoes 1 2 3 4 5
            1 17 1 1 3 0
             2 9 15 4 2 2
             3 2 1 16 2 1
             4 3 4 0 16 1
             5 1 0 0 1 20
library(rpart.plot)
rpart.plot(modelo_arvore)
```

\$ yaw belt

: num



```
# Calcular a acurácia
acuracia <- sum(diag(tabela_confusao)) / sum(tabela_confusao)</pre>
cat("Acurácia: ", acuracia, "\n")
# Calcular a sensibilidade (recall)
sensibilidade <- tabela_confusao[2, 2] / sum(tabela_confusao[2, ])</pre>
cat("Sensibilidade (Recall): ", sensibilidade, "\n")
# Calcular a especificidade
especificidade <- tabela_confusao[1, 1] / sum(tabela_confusao[1, ])</pre>
cat("Especificidade: ", especificidade, "\n")
# Calcular a precisão (valor preditivo positivo)
precisao <- tabela_confusao[2, 2] / sum(tabela_confusao[, 2])</pre>
cat("Precisão: ", precisao, "\n")
# Calcular o F1-score
f1_score <- 2 * (precisao * sensibilidade) / (precisao + sensibilidade)</pre>
cat("F1-Score: ", f1_score, "\n")
Acurácia: 0.6885246
     Sensibilidade (Recall): 0.46875
     Especificidade: 0.7727273
     Precisão: 0.7142857
     F1-Score: 0.5660377
```

rmarkdown::render("Untitled13.ipynb")

studio.com/latest/MathJax.js?config=TeX-AMS-MML_HTMLorMML' --include-in-header /tmp/Rtmpa84XLI/rmarkdown-str8fcb291bd439.html