Projeto 01 - Formação Cientista de Dados

Thales Henrique Barros Cardoso

Visão Geral

O risco de fraude está em toda parte, mas para empresas que anunciam online, a fraude de cliques pode acontecer em um volume enorme, resultando em dados de cliques enganosos e dinheiro desperdiçado. Os canais de anúncios podem aumentar os custos simplesmente clicando no anúncio em grande escala. Com mais de 1 bilhão de dispositivos móveis inteligentes em uso ativo todos os meses, a China é o maior mercado móvel do mundo e, portanto, sofre com enormes volumes de tráfego fradulento. TalkingData, a maior plataforma independente de serviços de big data da China, cobre mais de 70% dos dispositivos móveis ativos em todo o país. Eles lidam com 3 bilhões de cliques por dia, dos quais 90% são potencialmente fraudulentos. Sua abordagem atual para evitar a fraude de cliques para desenvolvedores de aplicativos é medir a jornada do clique de um usuário em seu portfólio e sinalizar endereços IP que produzem muitos cliques, mas nunca acabam instalando aplicativos. Com essas informações, eles criaram uma lista negra de IP e uma lista negra de dispositivos. Embora tenham sucesso, eles desejam estar sempre um passo à frente dos fraudadores e recorreram à comunidade Kaggle para obter ajuda no desenvolvimento de sua solução. Em sua segunda competição com o Kaggle, você é desafiado a criar um algoritmo que preveja se um usuário fará o download de um aplicativo depois de clicar em um anúncio de aplicativo móvel. Para apoiar sua modelagem, eles forneceram um generoso conjunto de dados cobrindo aproximadamente 200 milhões de cliques em 4 dias!

Composição dos dados

Campos de dados:

Cada linha dos dados de treinamento contém um registro de clique, com os seguintes recursos.

- ip: endereço ip do clique.
- app: id do app para marketing.
- device: ID do tipo de dispositivo do telefone celular do usuário (por exemplo, iphone 6 plus, iphone 7, huawei mate 7 etc.)
- os: id da versão do sistema operacional do telefone celular do usuário
- channel: id do canal do editor de anúncios para celular
- click_time: carimbo de data / hora do clique (UTC)
- attribute_time: se o usuário baixar o aplicativo depois de clicar em um anúncio, é o momento do download do aplicativo

- is_attributed: o destino que deve ser previsto, indicando que o aplicativo foi baixado

Observe que ip, app, device, os e channel são codificados.

Os dados de teste são semelhantes, com as seguintes diferenças:

- click_id: referência para fazer previsões
- is_attributed: não incluído

O dataset está disponível em https://www.kaggle.com/c/talkingdata-adtracking-fraud-detection/data

Importação e leitura dos dados

```
# Escolha do diretório
setwd("C:/CursosDSA/FCD/BigDataRAzure/Cap20/Projeto01")
getwd()
```

```
## [1] "C:/CursosDSA/FCD/BigDataRAzure/Cap20/Projeto01"
```

```
# Maniulação de dados
suppressMessages(library(data.table))
suppressMessages(library(dplyr))
suppressMessages(library(bigreadr))

# Gráficos
suppressMessages(library(ggplot2))
suppressMessages(library(grid))
suppressMessages(library(gridExtra))

# Manipulação de datas
suppressMessages(library(lubridate))

# Machine learning
suppressMessages(library(caret))
suppressMessages(library(ROSE))
suppressMessages(library(randomForest))
suppressMessages(library(rpart))
suppressMessages(library(ROCR))
suppressMessages(library(C50))
suppressMessages(library(e1071))

# Executando a limpeza do environment
rm(list=ls())
```

O dataset é por damasiado grande para funcionar de forma adequada dentro das especificações atuais do meu computador. Dessa forma foi necessário utilizar artifícios para ca criação de uma amostra menor e que fosse feita de forma randômica dentro do dataset original. Para isso vamos utilizar a biblioteca bigreadr que segundo a descrição

do pacote serve para “ler arquivos de texto grandes dividindo-os em arquivos menores”.

```
# Conseguimos ler a quantidade de linhas do dataset original sem precisar carregar o arquivo.
totalLines <- nlines("train.csv")

# Criar um conjunto com 1/10 das linhas do dataset original
setLines <- totalLines %/% 10

## Com o total de linhas do dataset original dividiremos em arquivos menores para depois fazermos uma
## amostragem randômica de um dataset com 1/10 do tammonho do original.

# Divisão dos dados em 10 conjuntos
split_file("train.csv", every_nlines = setLines, prefix_out = "train", repeat_header = T)
```

```
## $name_in
## [1] "C:\\CursosDSA\\FCD\\BigDataRAzure\\Cap20\\Projeto01\\train.csv"
##
## $prefix_out
## [1] "train"
##
## $nfiles
## [1] 11
##
## $nlines_part
## [1] 18490389
##
## $nlines_all
## [1] 184903901
##
## $repeat_header
## [1] TRUE
```

```
# Visualização dos arquivos no diretório
dir(pattern = ".txt")
```

```
##  [1] "train_1.txt"  "train_10.txt" "train_11.txt" "train_2.txt"  "train_3.txt"
##  [6] "train_4.txt"  "train_5.txt"  "train_6.txt"  "train_7.txt"  "train_8.txt"
## [11] "train_9.txt"
```

```
## O arquivo train_11.txt surgiu pois o resultado inteiro da divisão do número total de observações divido
## por 10 gerou um módulo (resto de divisão) que gerou assim o arquivo train_11.txt
## Esse arquivo pode ser desconsiderado, pois tem poucas observações, portanto podemos deletar o arquivo
```

```
nlines("train_11.txt")
```

```
## [1] 2
```

```
# Deletando o arquivo do diretório
file.remove("train_11.txt")
```

```
## [1] TRUE
```

```
# Colocando o nome dos arquivos em um objeto
setFiles <- c(dir(pattern = ".txt"))

# Criando um data frame com amostras aleatórias dos 20 aquivos gerados
sampleTrain <- data.table()
for (i in setFiles){
  train <- fread(i)
  sampleTrain <- rbind(sampleTrain, train[sample(1:nrow(train), (setLines
/10)),], use.names= FALSE)
}

# Salvando o arquivo com a amostragem finalizada
fwrite(sampleTrain, file = "sampleTrain.csv")

# Removendo alguns objetos do ambiente
rm("i", "setFiles", "setLines", "totalLines", "train")

# Removendo os arquivos ".txt" temporários
file.remove(c(dir(pattern = ".txt")))
```

```
##  [1] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
```

```
# Lendo o arquivo salvo feito a partir de amostragem randômmica (Quando é
preciso recomeçar o trabalho)
# sampleTrain <- fread("sampleTrain.csv")
```

Com esse script é possível repartir o dataset original e criar um arquivo menor com observações coletadas de forma randômica, sendo possível agora realizar uma análise exploratória dos dados.

Análise exploratória dos dados

Visualização do comportamento dos dados

```
# Visualização do classe das variáveis
str(sampleTrain)
```

```
## Classes 'data.table' and 'data.frame':   18490380 obs. of  8 variables
:
##  $ ip             : int  36407 210401 198782 76900 5916 193464 101941
```

```
5200 10434 36795 ...
##  $ app            : int  15 21 9 18 12 15 8 6 2 18 ...
##  $ device         : int  1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 ...
##  $ os             : int  19 25 13 13 8 17 19 18 19 3 ...
##  $ channel        : int  245 128 232 439 178 259 145 459 469 107 ...
##  $ click_time     : POSIXct, format: "2017-11-06 19:44:04" "2017-11-06
22:50:06" ...
##  $ attributed_time: POSIXct, format: NA NA ...
##  $ is_attributed  : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
##  - attr(*, ".internal.selfref")=<externalptr>

#Visualização das primeiras observações
head(sampleTrain)

##        ip app device os channel          click_time attributed_time
## 1:  36407  15      1 19     245 2017-11-06 19:44:04            <NA>
## 2: 210401  21      1 25     128 2017-11-06 22:50:06            <NA>
## 3: 198782   9      1 13     232 2017-11-06 23:31:02            <NA>
## 4:  76900  18      1 13     439 2017-11-06 17:32:28            <NA>
## 5:   5916  12      1  8     178 2017-11-07 02:24:57            <NA>
## 6: 193464  15      2 17     259 2017-11-06 21:00:29            <NA>
##    is_attributed
## 1:             0
## 2:             0
## 3:             0
## 4:             0
## 5:             0
## 6:             0

# Verificando presença de valores NA por coluna.
colSums(is.na(sampleTrain))

##             ip            app         device             os
channel
##              0              0              0              0
0
##     click_time attributed_time   is_attributed
##              0       18444803              0

# Porcentagem de valores NA na coluna attributed_time
100 * sum(is.na(sampleTrain$attributed_time)) / nrow(sampleTrain)

## [1] 99.75351

# Verificando a quantidade de linhas duplicadas e a porentagem em relação
ao total do dataset.
anyDuplicated(sampleTrain)

## [1] 28178

100 * (anyDuplicated(sampleTrain) / nrow(sampleTrain))
```

```
## [1] 0.1523928
```

É constatado que a variável attributed_time, que coleta o horário em que foi realizado download do aplicativo, tem muitos valores NA. A conjectura por trás dessa informação é que pouquíssimos cliques em anúncios acabam se concretizando em downloads. A quantidade de valores nulos chega a porcentagem de 99,7529%.

Em relação as observações duplicadas, elas são muito poucas em relação ao número total de observações, nesse caso não há problemas em excluí-las. Como registro, as linhas duplicadas representam apenas 0,1956% das observações, um valor irrisório que não causará alteração na análise dos dados se forem excluídas.

Visualização através de gráficos

Para a geração de gráficos de barra par melhor visualizar os dados, vamos transformar as variáveis inteiras em do tipo fator, pelo menos temporariamente, pois posteriormente durante o treinamento dos modelos de machine learning, elas precisarão retornar a serem do tipo "integer".

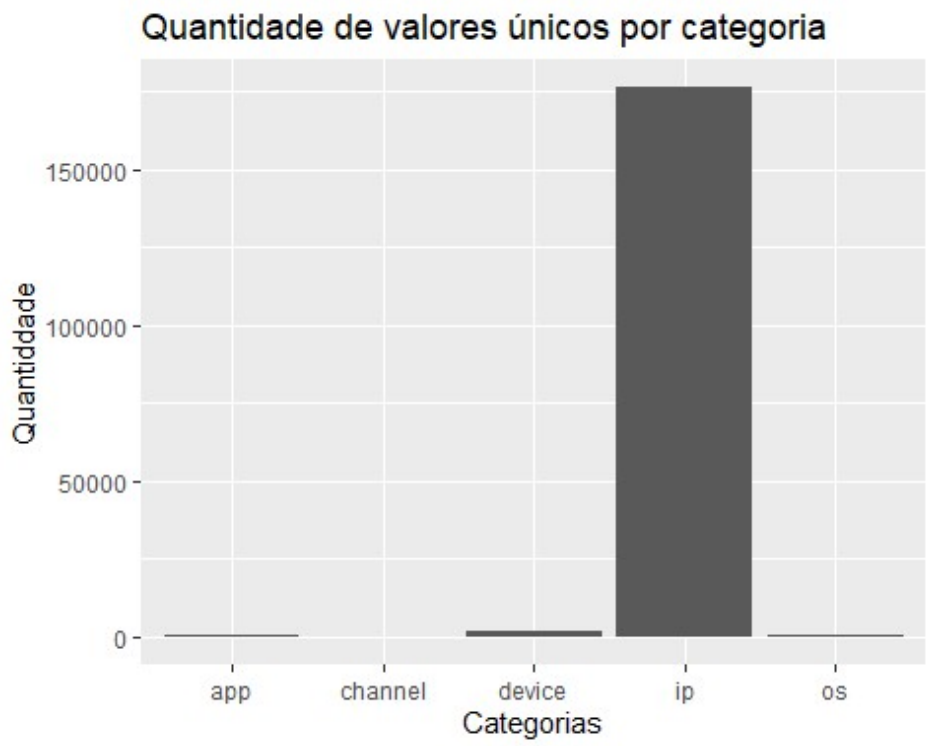
```
# Transformação das variáveis inteiras em categóricas
sampleTrain$ip <- factor(sampleTrain$ip)
sampleTrain$app <- factor(sampleTrain$app)
sampleTrain$device <- factor(sampleTrain$device)
sampleTrain$os <- factor(sampleTrain$os)
sampleTrain$channel <- factor(sampleTrain$channel)
sampleTrain$is_attributed <- factor(sampleTrain$is_attributed)

# Verificando a classe das variáveis novamente
str(sampleTrain)
```

```
## Classes 'data.table' and 'data.frame':   18490380 obs. of  8 variables
:
##  $ ip             : Factor w/ 176368 levels "1","5","6","9",..: 10873
90099 82871 23188 1770 79604 30660 1562 3216 10999 ...
##  $ app            : Factor w/ 475 levels "0","1","2","3",..: 16 22 10
19 13 16 9 7 3 19 ...
##  $ device         : Factor w/ 1639 levels "0","1","2","4",..: 2 2 2 2
2 3 2 2 2 2 ...
##  $ os             : Factor w/ 400 levels "0","1","2","3",..: 20 26 14
14 9 18 20 19 20 4 ...
##  $ channel        : Factor w/ 188 levels "0","3","4","5",..: 79 34 70
149 51 85 42 163 169 17 ...
##  $ click_time     : POSIXct, format: "2017-11-06 19:44:04" "2017-11-06
22:50:06" ...
##  $ attributed_time: POSIXct, format: NA NA ...
##  $ is_attributed  : Factor w/ 2 levels "0","1": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ..
.
##  - attr(*, ".internal.selfref")=<externalptr>
```

```r
# Contando o número de valores únicos em cada coluna
numUnique <- function(x){
  return(length(unique(x)))
}

apply(sampleTrain, 2, numUnique)
```

```
##              ip             app          device              os
channel
##          176368             475            1639             400
188
##      click_time attributed_time   is_attributed
##          259252           40538               2
```

```r
# Inicio da análise exploratória
uniqueValues <- data.frame(colnames(sampleTrain), sapply(sampleTrain, num
Unique))
colnames(uniqueValues) <- c("categorical", "value")
uniqueValues <- uniqueValues[-c(6:8), ]

# Vizualização da quantidade de valores únicos
ggplot(data = uniqueValues, aes(x = categorical, y = value)) +
  geom_bar(stat="identity") +
  xlab("Categorias") +
  ylab("Quantiddade") +
  ggtitle("Quantidade de valores únicos por categoria")
```



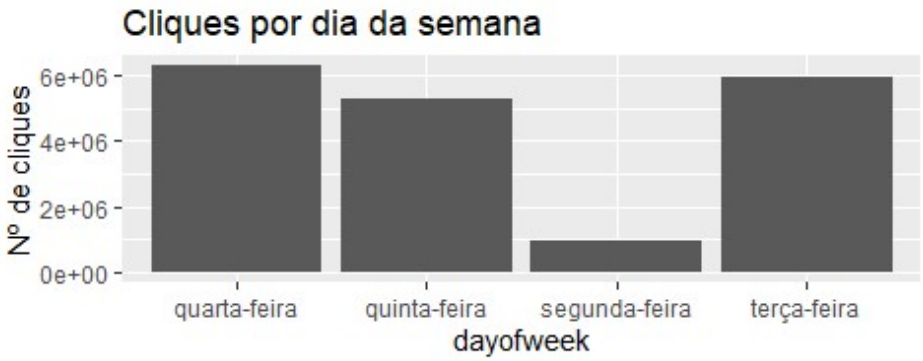
É notório uma quantidade com muitos valores únicos para a categoria IP. Pelo seu próprio significado de internet protocol, indica que muitos aparelhos diferentes acessam os anúncios. É natural que sejam uma quantidade maior em relação aos outros campos como device ou os (sistema operacional), tê-los na mesma proporção seria impossível. Esse primeiro gráfico mostra coerência com o mundo da telefonia móvel.

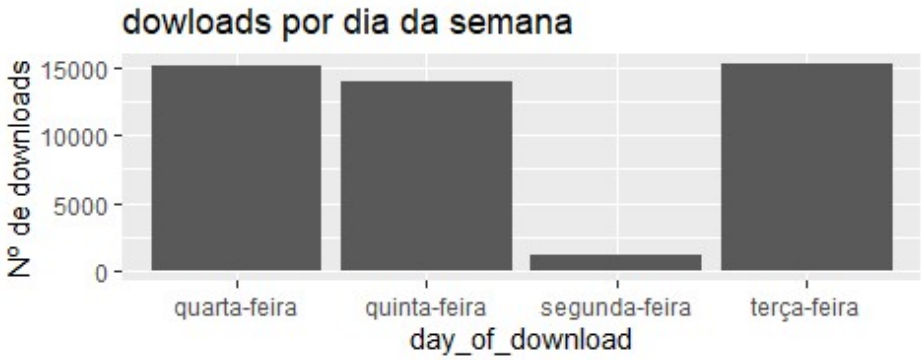
Para tentar ajudar a visualização do comportamento dos cliques nos anúncios e dos downloads feitos, vamos criar variáveis que coletam os dias da semana e a hora, a partir da variável click_time, nas quais ocorreram os cliques nos anúncios e foram feitos os downloads. Com isso poderemos visualizar através de gráficos de barra esse comportamento e se o comportamento dos cliques possuem uma distribuição similar aos downloads feitos.

```
# Criação de variáveis relacionadas a data e horários
sampleTrain$hora <- factor(hour(sampleTrain$click_time))
sampleTrain$dayofweek <- factor(weekdays(sampleTrain$click_time))

# Visualização de cliques nos anúncios por hora em um dia
graph1 <- ggplot(data = sampleTrain, aes(x = hora)) +
  geom_bar() +
  ggtitle("Cliques por hora do dia") +
  ylab("Nº de cliques")

# Visualização de cliques por dia da semana
graph2 <- ggplot(data = sampleTrain, aes(x = dayofweek)) +
  geom_bar() +
  ggtitle("Cliques por dia da semana") +
  ylab("Nº de cliques")

# Visualização do horário e data dos downloads do aplicativo
sampleTrain$hour_of_download <- factor(hour(sampleTrain$attributed_time))
sampleTrain$day_of_download <- factor(weekdays(sampleTrain$attributed_tim
e))

# Variável temporária para geração do gráfico
temp <- data.table()
temp$hour_of_dowload <- sampleTrain$hour_of_download
temp$day_of_download <- sampleTrain$day_of_download

# Variável com muitos valores NA, sendo necessário a exclusão deles.
temp <- na.omit(temp)

# Visualização dos downloads por hora do dia
graph3 <- ggplot(data = temp, aes(x = hour_of_dowload)) +
  geom_bar() +
  ggtitle("dowloads por hora do dia") +
  ylab("Nº de downloads") +
  xlab("hora")
```

```r
# Visualização de dowloads por dia da semana
graph4 <- ggplot(data = temp, aes(x = day_of_download)) +
  geom_bar() +
  ggtitle("dowloads por dia da semana") +
  ylab("Nº de downloads")

# Visualização dos gráficos em grade.
grid.arrange(graph1, graph3)
```


```r
grid.arrange(graph2, graph4)
```





No gráfico de cliques por hora do dia podemos observar que há uma diminuição de cliques por volta das 16 horas até as 23 horas, onde se retoma a atividade maior de cliques nos anúncios. Dentro da nossa amostragem verifica-se que durante alguns dias da semana não há registro de cliques, ente eles sexta-feira, sábado e domingo. O que seria algo bastante estranho já que no mundo conectado de hoje as pessoas não deixam de usar seus telefones no fim de semana. Seria um problema da amostragem?

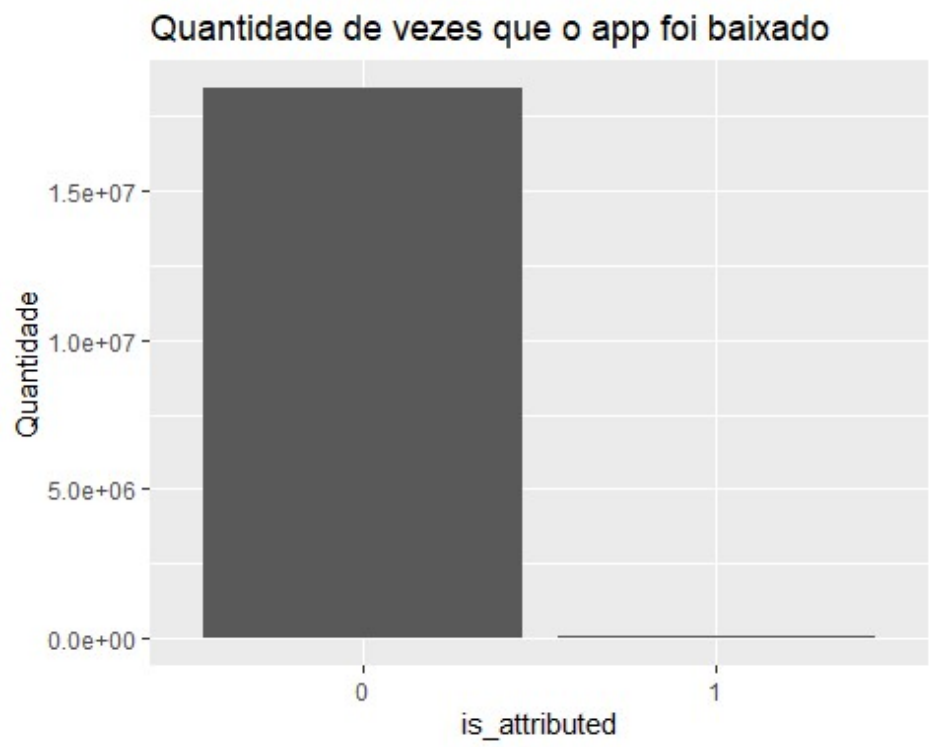
Com esses gráficos conseguimos observar que o comportamento dos downloads feitos possui a mesma características de distribuição, considerando as devidas proporções, dos cliques dados nos anúncios. O que pra mim indica coerência nos dados.

Na sequência visualizaremos a variável target. Como ela se comporta em relação ao balanceamento do resultado.

```
# Porcentagem das observações da variavel target
prop.table(table(sampleTrain$is_attributed)) * 100
```

```
##
##          0          1
## 99.7535097  0.2464903
```

```
# Vizualização distribuição da variável target
ggplot(data = sampleTrain, aes(x = is_attributed)) +
  geom_bar() +
  ggtitle("Quantidade de vezes que o app foi baixado") +
  ylab("Quantidade")
```



É visível um desbalanceamento dos valores da variável is_attributed que pode prejudicar mais à frente a criação do modelo de machine learning. Essa questão será resolvida no momento em que façamos a divisão dos dados de treino e teste do modelo que se pretende construir. Continuemos assim com a construção dos demais gráficos.

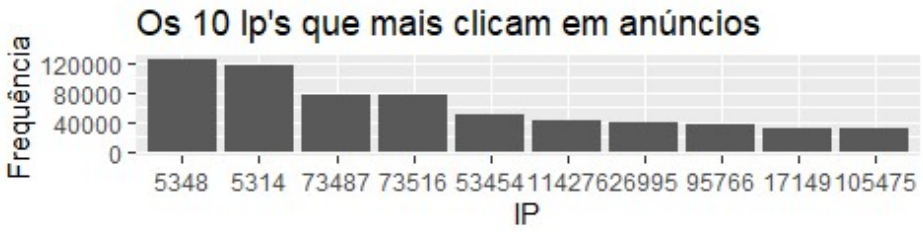
```
# Os 10 ip's que mais clicaram em anuncios
g1 <- sampleTrain %>%
  select(ip) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("IP") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Ip's que mais clicam em anúncios")

# Os 10 app's que mais clicaram em anuncios
g2 <- sampleTrain %>%
  select(app) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
```

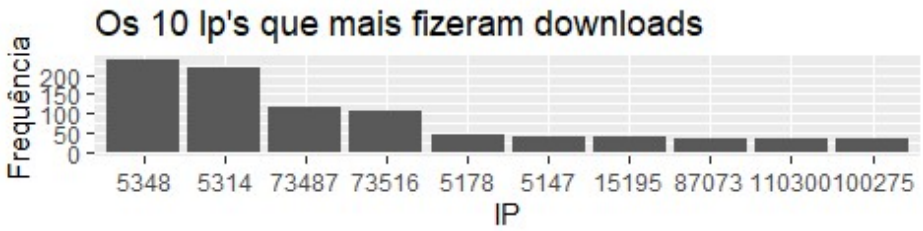
```
  xlab("App") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 App'sque mais clicam em anúncios")

# Os 10 devices que mais clicaram em anuncios
g3 <- sampleTrain %>%
  select(device) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("Device") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Devices que mais clicam em anúncios")

# Os 10 os' que mais clicaram em anuncios
g4 <- sampleTrain %>%
  select(os) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("Os") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Os' que mais clicam em anúncios")

# Os 10 channels que mais clicaram em anuncios
g5 <- sampleTrain %>%
  select(channel) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("IP") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Channels que mais clicam em anúncios")

# Os 10 Ip's que mais fazem o download do aplicativo
g6 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 1) %>%
  select(ip) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
```

```
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("IP") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Ip's que mais fizeram downloads")

# Os 10 App's que mais fazem o download do aplicativo
g7 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 1) %>%
  select(app) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("App's") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 App's que mais fizeram downloads")

# Os 10 Devices que mais fazem o download do aplicativo
g8 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 1) %>%
  select(device) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("Devices") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Devices que mais fizeram downloads")

# Os 10 Os's que mais fazem o download do aplicativo
g9 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 1) %>%
  select(os) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("Os'") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Ip's que mais fizeram downloads")

# Os 10 Channels que mais fazem o download do aplicativo
```

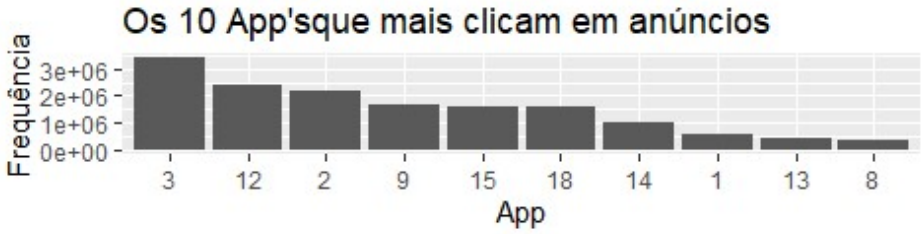
```r
g10 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 1) %>%
  select(channel) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("Channels") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Channels que mais fizeram downloads")

# Os 10 Ip's que menos fazem o download do aplicativo
g11 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 0) %>%
  select(ip) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("IP") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Ip's que menos fizeram downloads")

# Os 10 App's que menos fazem o download do aplicativo
g12 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 0) %>%
  select(app) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("App's") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 App's que menos fizeram downloads")

# Os 10 Devices que menos fazem o download do aplicativo
g13 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 0) %>%
  select(device) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
```

```
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("Devices") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Devices que menos fizeram downloads")

# Os 10 Os's que menos fazem o download do aplicativo
g14 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 0) %>%
  select(os) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("Os'") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Os's que menos fizeram downloads")

# Os 10 Channels que menos fazem o download do aplicativo
g15 <- sampleTrain %>%
  filter(is_attributed == 0) %>%
  select(channel) %>%
  table() %>%
  sort(decreasing = TRUE) %>%
  head(n = 10) %>%
  data.frame() %>%
  ggplot(aes(x = ., y = Freq)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  xlab("Channels") +
  ylab("Frequência") +
  ggtitle("Os 10 Channels que menos fizeram downloads")

# Plots
grid.arrange(g1, g6, g11)
```

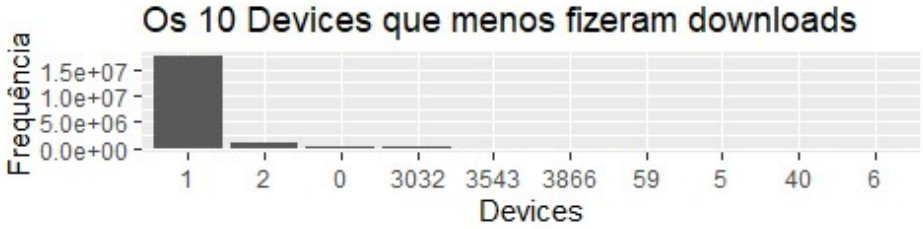




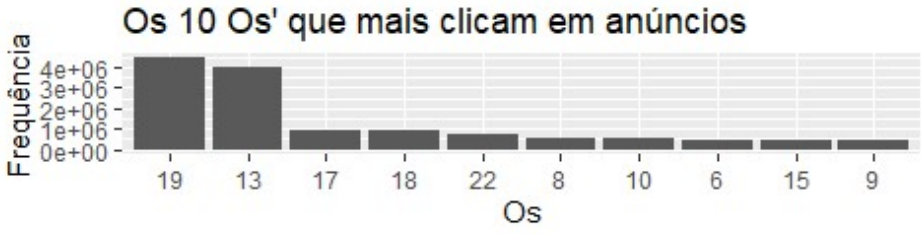

```
grid.arrange(g2, g7, g12)
```

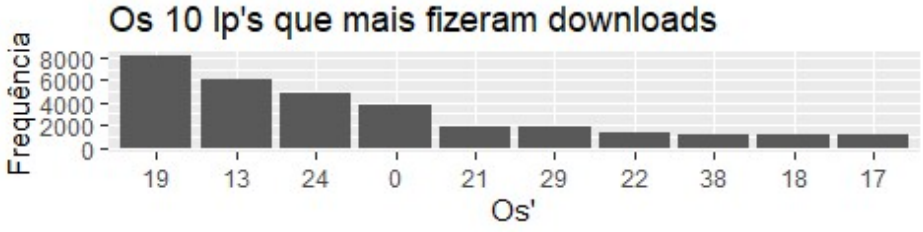



```
grid.arrange(g3, g8, g13)
```

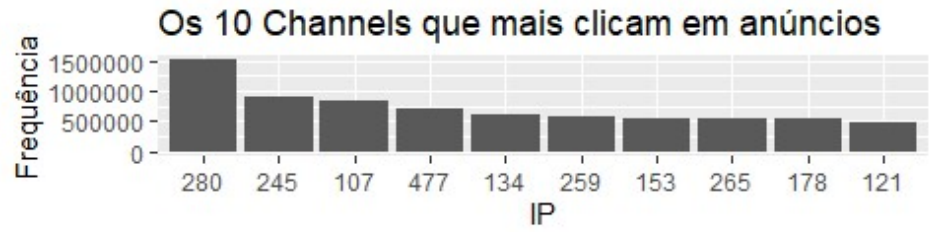


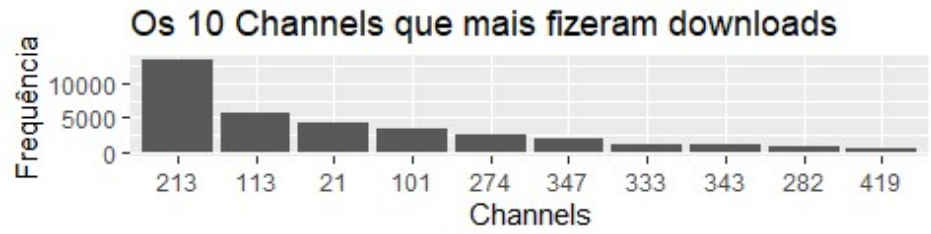

```
grid.arrange(g4, g9, g14)
```

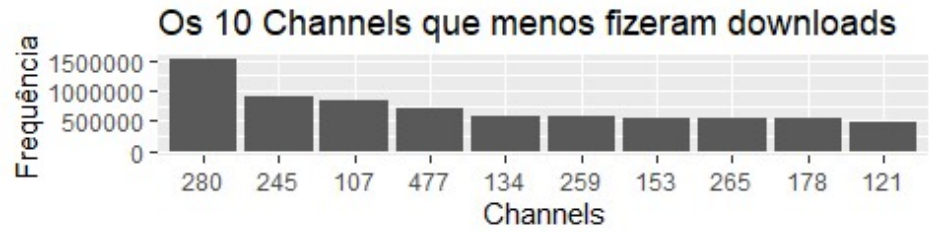





```
grid.arrange(g5, g10, g15)
```








```
# Removendo Variáveis do ambiente
rm("graph1", "graph2", "graph3", "graph4")
rm("g1", "g2", "g3", "g4", "g5", "g6", "g7", "g8", "g9", "g10", "g11", "g
12", "g13", "g14", "g15")
```

Observa-se que os Ip's 53454, 114276, 26995, 95766, 17149 e 105475 são ip's que clicam bastante nos anúncios porém não realizam downloads na mesma proporção, o que pode indicar fraude, tipo cliques automatizados. Na verdade, os 10 primeiros que mais clicam em anúncios são os mesmos 10 primeiros que menos fazem downloads. Algo interessante a se destacar é que os 4 primeiros que mais clicam são os mesmos 4 primeiros que mais fazem downloads, o que faz sentido.

Em relação aos app's podemos observar que quase nenhum dos 10 que mais clicam nos anúncios estão dentro da lista dos 10 que mais fazem download, com exceção do app 9 e 3, e que ainda assim não é na mesma proporção dos cliques. O app 19 por exemplo, não aparece na lista dos 10 que mais clicam, mas é o app que mais faz download. É necessário por parte da empresa observar e tirar os anúncios de alguns app's, pois pode ter algum tipo de falha de autenticação de usuário que permita a operação com bots de maneira facilitada, nesses app's, por exemplo.

No atributo device o que chama mais atenção é o de número 1, que é o que mais clica em anúncios, é o que mais baixa e o que menos baixa, o que seria um comportamento que considero como normal para um usuário real. O de número 0 é o terceiro que mais acessa anúncios e o segundo que mais baixa, sendo um bom indicador de que não há fraude nos cliques. Os outros devices que fazem mais downloads não aparecem na lista dos que mais clicam nos anúncios. Provavelmente o device 0, 1 e 2 são aparelhos mais

populares, por terem uma maior incidência de cliques, o que não quer dizer que são os mais baratos.

Os Os' (sistema operacional) com mais cliques provavelmente são as versões de sistemas operacionais mais populares no mercado de telefonia móvel. Observa-se que os que mais clicam são os que menos fazem downloads, porem o 19 e o 13 possuem uma boa taxa de conversão de download. O Os' 24 tem uma boa taxa de download mesmo sem está no topo dos que mais clicam em anúncios. O Os' 17 e 18 também aparecem na lista dos 10 que mais fazem downloads mas não na mesma proporção dos cliques.

Em relação aos channels temos que nenhum dos que mais clicam são os que mais fazem downloads. Isso mostra que há a possibilidade de ter bots clicando nos anúncios por esses meios.

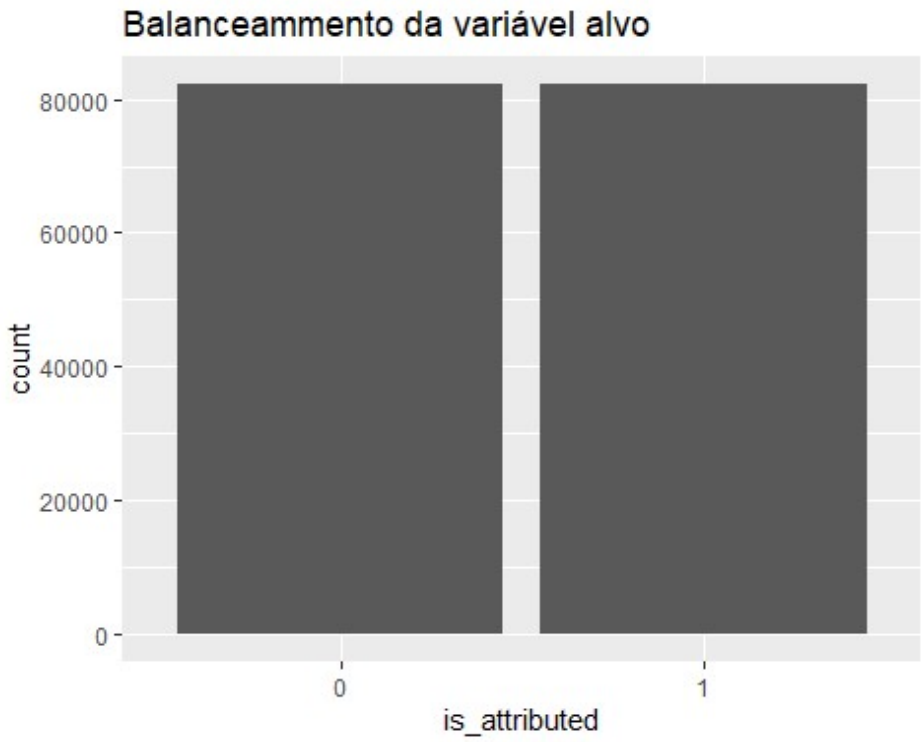
De forma geral se vê que os que mais clicam sempre são os que menos fazem downloads, o que não seriaum comportamento anormal para um usuário real. Podemos sim clicar de forma errada quando temos aplicativos ou páginas web muito poluídas, por exemplo. Por vezes, alguns desses que mais clicam são os que mais fazem download, o que faria sentido, pois quantos mais cliques dados maior a probabilidade de achar algo que vale a pena de realizar o download, porém isso aconte numa proporção muito pequena.

Criação do modelo de machine learning

Nessa etapa há três coisas bastante importantes a serem feitas. Uma delas é a divisão do dataset em conjunto de treino e teste do modelo. Nesse caso o dataset a partir do qual faremos a divisão, não será o sampleTrain, pois devido as limitações computacionais, não foi possível treinar um modelo com tantas observações. Dessa forma o dataset criado possui 1/90 avos do tamanho do sampleTrain. Essa amostra terá 80% das observações direcionadas para treinamento e 20% de observações direcionadas para teste. A segunda coisa que tem de ser feita é o feature selection, escolhendo as variáveis que possuem maior significância para a construção do modelo. O terceiro fator a se considerar é o balanceamento da variável alvo. Ela está extremamente desbalanceada, e como se trata de problema de classificação, o desbalanceamento prejudica e compromete o resultado final do treinamento do modelo.

```
# Dividindo o dataset (amostra aleatória que representa 90 avos do datase
t que já foi dividido inicialmente)
trainingLines <- sampleTrain[sample(1:nrow(sampleTrain), round(nrow(sampl
eTrain)/90)),-c(6:7, 11:12)]
sampleLines <- sample(1:nrow(trainingLines), 0.8 * nrow(trainingLines))

training <- trainingLines[sampleLines,]
prop.table(table(training$is_attributed))
```

```
##
##           0           1
## 0.997608893 0.002391107

testing <-trainingLines[-sampleLines,]
prop.table(table(testing$is_attributed))

##
##           0           1
## 0.997517644 0.002482356

# Balanceando a variável alvo para treinar o modelo
trainingRose <- ROSE(is_attributed ~ ., data= training, seed = 1)$data
prop.table(table(trainingRose$is_attributed))

##
##         0         1
## 0.5003681 0.4996319

# Verificando graficamente se o metodo de balanceamento foi concluído
ggplot(data = trainingRose, aes(x = is_attributed)) +
  geom_bar() +
  ggtitle("Balanceammento da variável alvo")
```

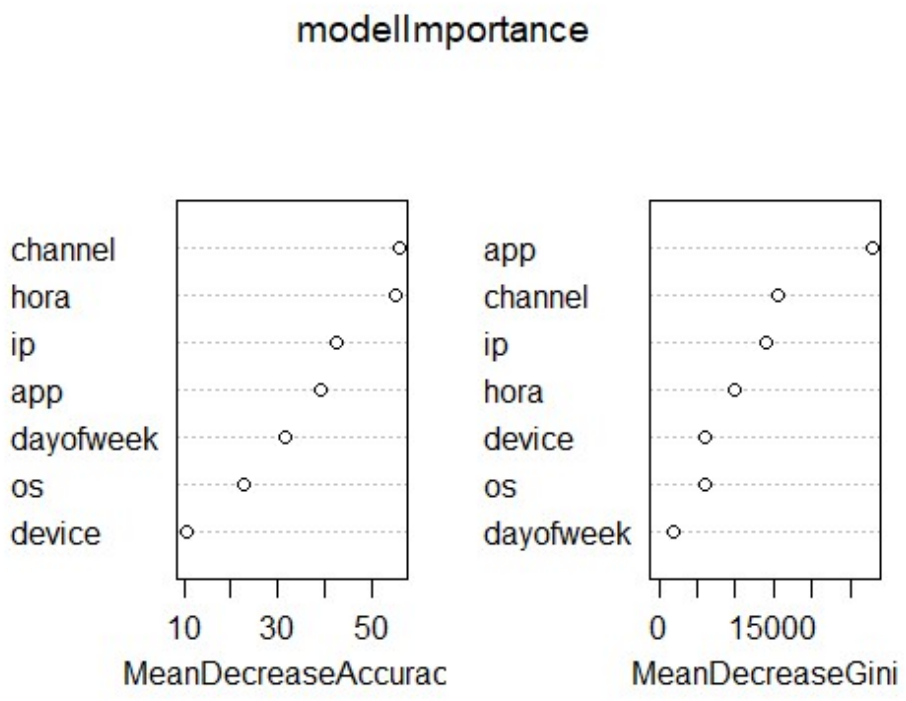


Feature selection

Utilizaremos o algoritmo Random Forest para escolher as melhores variáveis para uma possível otimização do modelo de machine leaning. Antes disso vamos transformar as

variáveis de classe factor com mais de 53 níveis para integer, pois se permanecer em factor o algoritmo não funciona.

```
## Tranformando novamente algumas variaveis de factor para integer, para
poder utilizar o randomForest no feature selection
trainingRose$ip <- as.integer(trainingRose$ip)
trainingRose$app <- as.integer(trainingRose$app)
trainingRose$device <- as.integer(trainingRose$device)
trainingRose$os <- as.integer(trainingRose$os)
trainingRose$channel <- as.integer(trainingRose$channel)

modelImportance <- randomForest(is_attributed ~ ., data = trainingRose, n
tree = 40, nodesize = 2, importance = T)
varImpPlot(modelImportance)
```

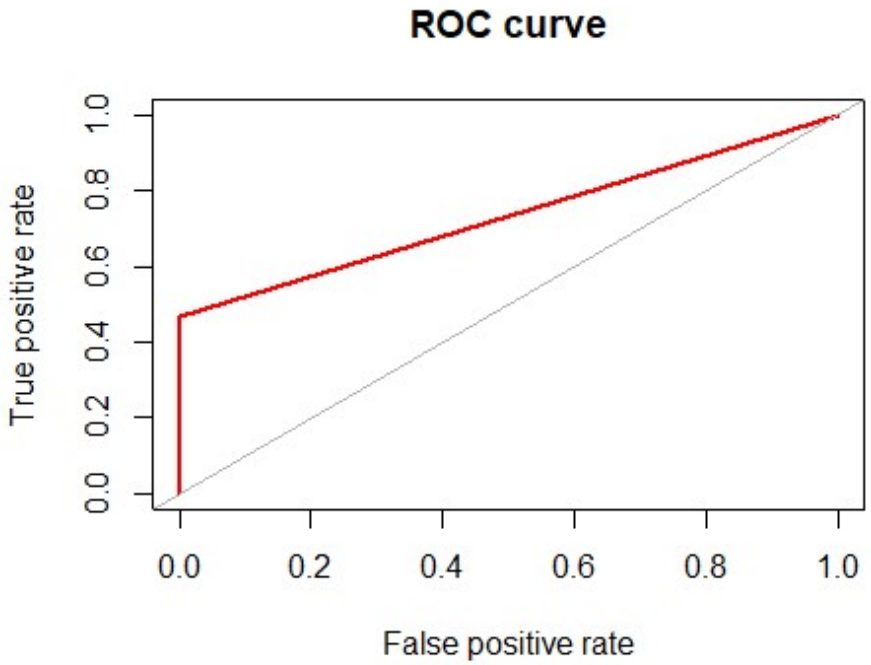



```
## Ajustando as variaveis de teste para integer, para realizar a predição
no modeloo
testing$ip <- as.integer(testing$ip)
testing$app <- as.integer(testing$app)
testing$device <- as.integer(testing$device)
testing$os <- as.integer(testing$os)
testing$channel <- as.integer(testing$channel)
```

Nesse primeiro momento vamos criar um modelo com todas as variáveis, e após a verificação da sua acurácia, vamos alterando o algoritmo ou o dataset para tentar otimizar o modelo.

Criação do 1º modelo

```
# Criando o modelo de machine learning
model <- randomForest(is_attributed ~ ., data = trainingRose)
prediction <- predict(model, testing, type = 'class')

# Visualizando a matriz de confusão
confusionMatrix(table(dados = testing$is_attributed,
                      pred = prediction), positive = '1')

## Confusion Matrix and Statistics
##
##      pred
## dados     0     1
##     0 40894    94
##     1    54    48
##
##                Accuracy : 0.9964
##                  95% CI : (0.9958, 0.997)
##     No Information Rate : 0.9965
##     P-Value [Acc > NIR] : 0.710948
##
##                   Kappa : 0.3917
##
##  Mcnemar's Test P-Value : 0.001347
##
##             Sensitivity : 0.338028
##             Specificity : 0.998681
##          Pos Pred Value : 0.470588
##          Neg Pred Value : 0.997707
##              Prevalence : 0.003456
##          Detection Rate : 0.001168
##    Detection Prevalence : 0.002482
##       Balanced Accuracy : 0.668355
##
##        'Positive' Class : 1
##

#Plot da Curva ROC
roc.curve(testing$is_attributed, prediction, plotit = T, col = "red")
```




```
## Area under the curve (AUC): 0.734
```

Com esse primeiro modelo temos uma acurácia de 0.9969, vamos alterar os algoritmos para observar se o random forest é realmente o melhor deles para a criação do modelo com esses dados de treino. Também não podemos ficar presos apenas ao valor da acurácia dos modelos, eles podem não representar de forma fidedigna o quão bom o modelo possa estar.

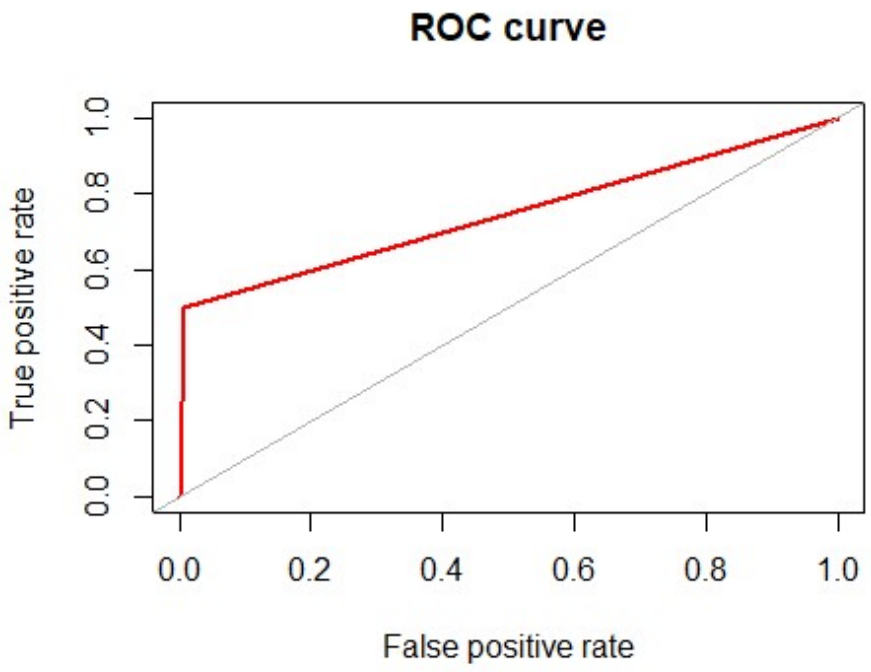
Buscando otimização para o modelo

Primeiro realizaremos uma alteração para o algoritmo C5.0

```
#Alterando o algoritmo para o C5.0
modelOptimized <- C5.0(is_attributed ~ ., data = trainingRose)
predictionOpitimized <- predict(modelOptimized, testing, type = 'class')

# Visualizando a matriz de confusão
confusionMatrix(table(dados = testing$is_attributed,
                      pred = predictionOpitimized), positive = '1')

## Confusion Matrix and Statistics
##
##       pred
## dados     0     1
##     0 40733   255
##     1    51    51
##
```

```
##                Accuracy : 0.9926
##                  95% CI : (0.9917, 0.9934)
##     No Information Rate : 0.9926
##     P-Value [Acc > NIR] : 0.5152
##
##                   Kappa : 0.2472
##
##  Mcnemar's Test P-Value : <2e-16
##
##             Sensitivity : 0.166667
##             Specificity : 0.998750
##          Pos Pred Value : 0.500000
##          Neg Pred Value : 0.993779
##              Prevalence : 0.007447
##          Detection Rate : 0.001241
##    Detection Prevalence : 0.002482
##       Balanced Accuracy : 0.582708
##
##        'Positive' Class : 1
##
```

```
#Plot da Curva ROC
roc.curve(testing$is_attributed, predictionOpitimized, plotit = T, col =
"red")
```

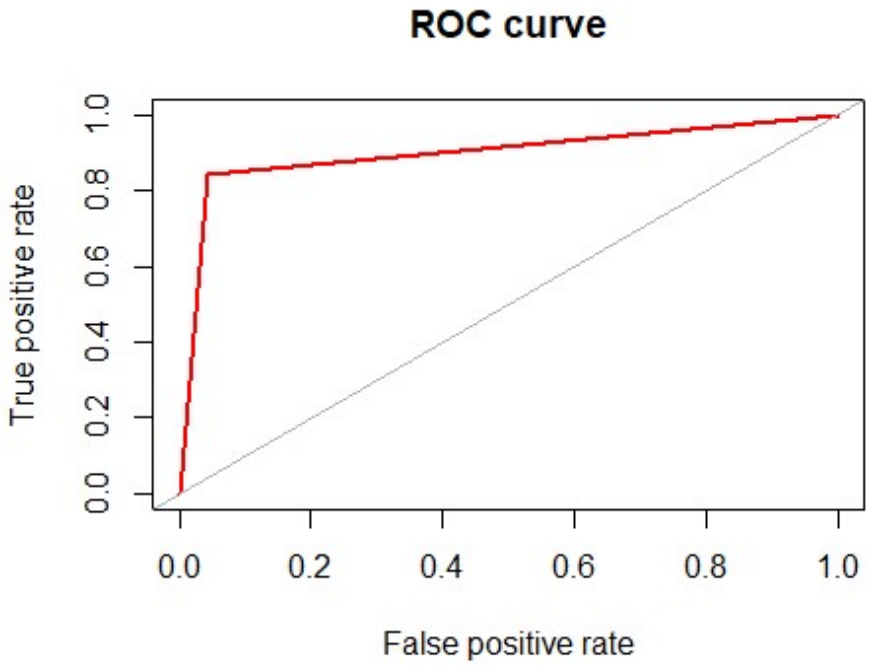



```
## Area under the curve (AUC): 0.747
```

Esse modelo com o algoritmo C5.0 obteve uma acurácia de 0.9926, o que também é um valor extremamente interessante. Lembrando novamente de depois verifiar outros parâmetros importantes para um modelo de classificação

Por último temos um modelo feito com o algoritmo rpart, nos dando uma acurácia de 0.9664 como poderemos ver abaixo.

```
#Alterando o algoritmo para o rpart
modelOptimized_3 <- rpart(is_attributed ~ ., data = trainingRose)
predictionOpitimized_3 <- predict(modelOptimized_3, testing, type = 'clas
s')

# Visualizando a matriz de confusão
confusionMatrix(table(dados = testing$is_attributed,
                      pred = predictionOpitimized_3), positive = '1')

## Confusion Matrix and Statistics
##
##      pred
## dados     0     1
##     0 39181  1807
##     1    16    86
##
##                Accuracy : 0.9556
##                  95% CI : (0.9536, 0.9576)
##     No Information Rate : 0.9539
##     P-Value [Acc > NIR] : 0.05034
##
##                   Kappa : 0.0819
##
##  Mcnemar's Test P-Value : < 2e-16
##
##             Sensitivity : 0.045431
##             Specificity : 0.999592
##          Pos Pred Value : 0.843137
##          Neg Pred Value : 0.955914
##              Prevalence : 0.046070
##          Detection Rate : 0.002093
##    Detection Prevalence : 0.002482
##       Balanced Accuracy : 0.522511
##
##        'Positive' Class : 1
##

#Plot da Curva ROC
roc.curve(testing$is_attributed, predictionOpitimized_3, plotit = T, col
= "red")
```




```
## Area under the curve (AUC): 0.900
```

Não podemos analisar esses modelos apenas pela acurácia de cada um deles. Vamos tentar nos aprofundar em outros parâmetros, pois em um dataset de teste tão desbalanceado apenas a acurácia não é um parâmetro muito balizador.

—> A partir desse momento vamos nos refirir as métricas de avaliação pelos nomes delas em inglês, para não ocorrer problemas com tradução (accuracy, recall, precision).

Analisar apenas através da “accuracy” pode nos levar a uma falsa ideia de que o modelo está bem treinado em reconhecer o que foi definido no problema de negócio. Porém, como já dito, em datasets onde a variável alvo está desbalanceada de forma extrema, pois 0 representa 99,75% dos dados da coluna is_attributed e 1 apenas 0,25%, temos que buscar outros parâmetros para melhorar nossa análise. Entre eles estão o “recall” e “precision”.

É solicitado que o algoritmo que preveja se um usuário fará o download de um aplicativo depois de clicar em um anúncio de aplicativo móvel. Então temos que entender que os falsos positivos são prejudiciais para o nosso modelo, pois não queremos que o modelo preveja que o usuário fará o download, quando na verdade ele não o fará. Já os falsos negativos (FN) não são tão importantes assim, pois se o algoritmo prever que o usuário não fará o download e ele fizer não é tão problemático quanto a situação anterior.

O “recall” nos diz quantos dos casos positivos reais fomos capazes de prever corretamente com nosso modelo. Sendo uma métrica útil nos casos em que o FN supera

o falso positivo (FP). O que vem a ser o que ocorre nos modelos criados porque o dataset é desbalanceado.

E a "precision" nos diz quantos dos casos previstos corretamente acabaram sendo positivos. Sendo uma métrica útil nos casos em que os FP são uma preocupação mais importante do que os FN. O que também vem a ser o caso dos nossos modelos, como já foi dito mais acima.

Logo, pelo tipo do problema, preocupar-se com os FP é mais importante do levar em consideração a quantidade de FN da confusion matrix. Assim penso que um bom parâmetro a ser analisado seria a "precision".

Por definição tem-se que: $Precision = \frac{TP}{TP+F}$. Quanto menos FP tivermos, melhor será a predição para o problema que queremos, pois assim conseguisse evitar fraudes, já que o sistema não irá predizer muitos FP.

Dentro dos modelos criados com diferentes algoritmos, percebemos que o random forest foi o que apresentou o menor número de FP, o que imapctou na métrica "precision", pois quanto menor o número de FP, melhor será o resultado da métrica. Sendo esse algoritmo, por motivos já explicados, o melhor entre os que testamos. Pois resultados de FP é ruim para a solução que queremos implementar.

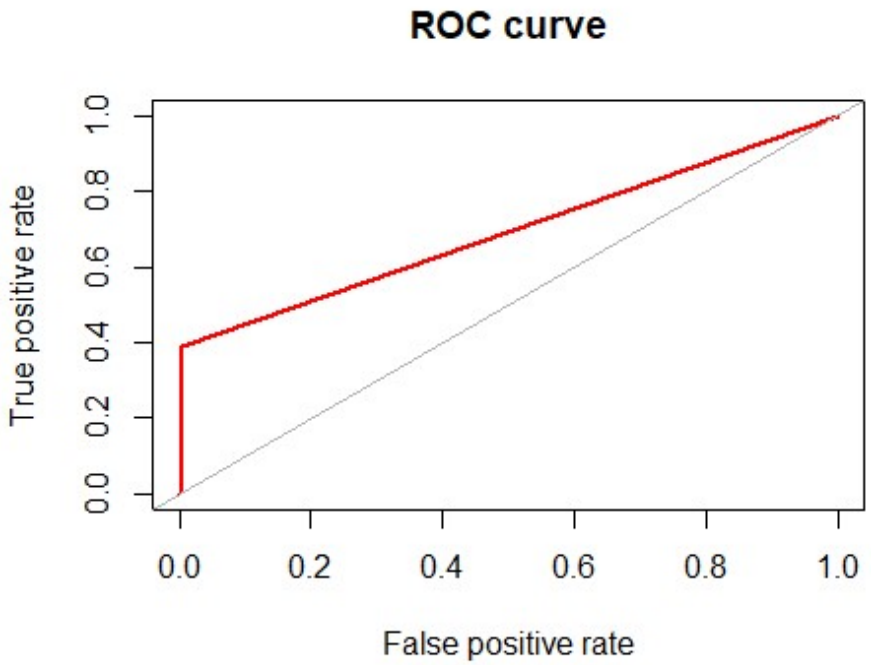
A partir desse ponto busca-se a partir de outras formas melhorar o modelo. Isso pode ser feito criando um modelo apenas com as variáveis mais importantes, conhecidas previamente, ou excluir alguma variável ou criar alguma. Dessa forma teremos modelos suficientes para fazer uma boa escolha.

Modelo criado utilizando apenas os quatro atributos considerados os mais importantes de acordo com o random forest

```
## Primeiro vamos criar uma data frame onde estejam apenas as 4 melhores
variaveis de acordo com o random forest
trainingRose_2 <- trainingRose[, c(1,2,6,7,8)]
testing_2 <- testing[, c(1,2,6,7,8)]

# Criando o modelo de machine learning
modelNewData <- randomForest(is_attributed ~ ., data = trainingRose_2)
predictionNewData <- predict(modelNewData, testing_2, type = 'class')

# Visualizando a matriz de confusão
confusionMatrix(table(dados = testing_2$is_attributed,
                      pred = predictionNewData), positive = '1')

## Confusion Matrix and Statistics
##
##       pred
## dados     0     1
##     0 40851   137
##     1    62    40
```

```
##
##                Accuracy : 0.9952
##                  95% CI : (0.9944, 0.9958)
##     No Information Rate : 0.9957
##     P-Value [Acc > NIR] : 0.9528
##
##                   Kappa : 0.2845
##
##  Mcnemar's Test P-Value : 1.557e-07
##
##             Sensitivity : 0.2259887
##             Specificity : 0.9984846
##          Pos Pred Value : 0.3921569
##          Neg Pred Value : 0.9966576
##              Prevalence : 0.0043076
##          Detection Rate : 0.0009735
##    Detection Prevalence : 0.0024824
##       Balanced Accuracy : 0.6122366
##
##        'Positive' Class : 1
##
```

```r
#Plot da Curva ROC
roc.curve(testing_2$is_attributed, predictionNewData, plotit = T, col = "
red")
```

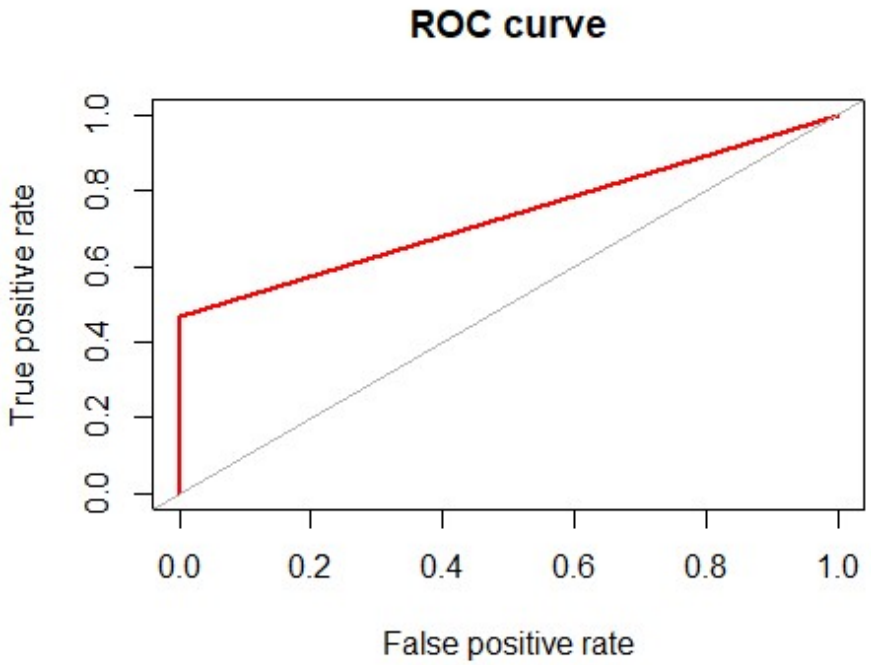



```
## Area under the curve (AUC): 0.694
```

Mesmo criando um dataset com as 4 melhores variaveis escolhidas pelo random forest e ainda assim tendo uma "accuracy" permanecendo na faixa de 0.9952, temos um aumento de FP mostrados da confusion matrix. Como se trata de algoritmo de classificação, não há muito a possibilidade de melhora no resultado com a normalização dos dados.

Realizando um teste, criando um modelo sem a variavel IP.

```
## Retirando a variavel IP do data set
trainingRose_3 <- trainingRose[, c(2,5,6,7)]
testing_3 <- testing[, c(2,5,6,7)]

# Criando o modelo de machine learning
modelNewData <- randomForest(is_attributed ~ ., data = trainingRose_3)
predictionNewData <- predict(modelNewData, testing_3, type = 'class')

# Visualizando a matriz de confusão
confusionMatrix(table(dados = testing_3$is_attributed,
                      pred = predictionNewData), positive = '1')

## Confusion Matrix and Statistics
##
##      pred
## dados     0     1
##     0 39750  1238
##     1    29    73
##
##                Accuracy : 0.9692
##                  95% CI : (0.9674, 0.9708)
##     No Information Rate : 0.9681
##     P-Value [Acc > NIR] : 0.1106
##
##                   Kappa : 0.0992
##
##  Mcnemar's Test P-Value : <2e-16
##
##             Sensitivity : 0.055683
##             Specificity : 0.999271
##          Pos Pred Value : 0.715686
##          Neg Pred Value : 0.969796
##              Prevalence : 0.031906
##          Detection Rate : 0.001777
##    Detection Prevalence : 0.002482
##       Balanced Accuracy : 0.527477
##
##        'Positive' Class : 1
##

#Plot da Curva ROC
roc.curve(testing$is_attributed, prediction, plotit = T, col = "red")
```




```
## Area under the curve (AUC): 0.734
```

Com os resultados obtidos com o modelo sem a variável IP, observa-se que ela é uma das mais importantes para uma boa construção do modelo de classificação através do algoritmo random forest. Pois sem ela o aumento de FP é significativo, e isso não é bom para o nosso modelo.

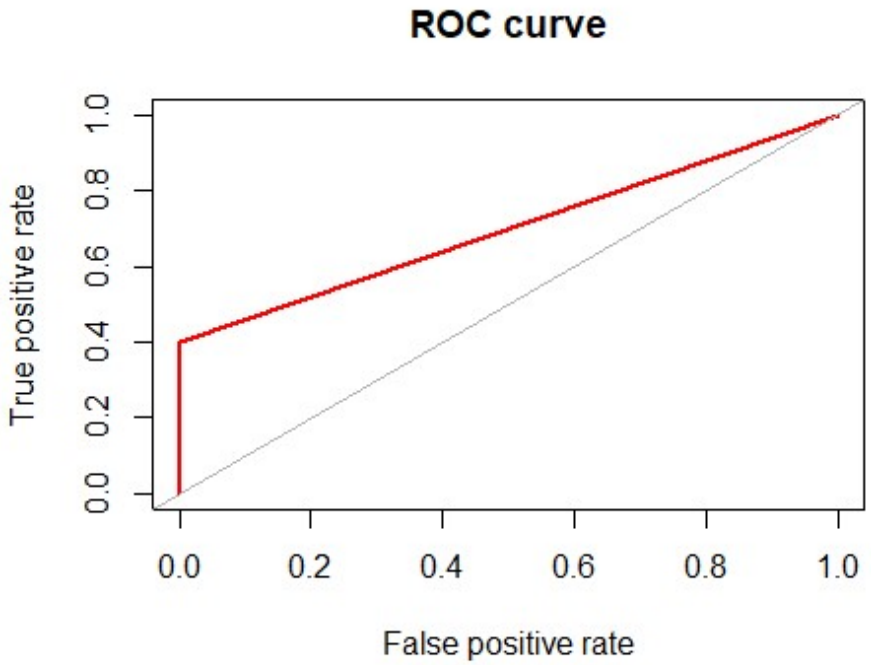
Criando um outro modelo onde acrescentaremos variaveis criadas a partir de outras variaveis. Apenas como teste.

```
## Novamente vamos criar um novo data frame onde vamos acrescentar outras
variaveis
trainingRose_4 <- trainingRose[, c(1,2,3,4,5,6,7)]
testing_4 <- testing[, c(1,2,3,4,5,6,7)]

# Modificação da variável hora para integer
trainingRose_4$hora <- as.integer(trainingRose_4$hora)
testing_4$hora <- as.integer(testing_3$hora)

# Criação de novas variáveis
# Nesse caso temos variaveis que  representam a multiplicação de um dos
atributos pela a hora do clique no anuncio
trainingRose_4$appHora <- trainingRose_4$app * trainingRose_4$hora
trainingRose_4$deviceHora <- trainingRose_4$device * trainingRose_4$hora
trainingRose_4$osHora <- trainingRose_4$os * trainingRose_4$hora
trainingRose_4$channelHora <- trainingRose_4$channel * trainingRose_4$hor
a
```

```r
testing_4$appHora <- testing_4$app * testing_4$hora
testing_4$deviceHora <- testing_4$device * testing_4$hora
testing_4$osHora <- testing_4$os * testing_4$hora
testing_4$channelHora <- testing_4$channel * testing_4$hora

# Criando o modelo de machine learning
modelNewData_2 <- randomForest(is_attributed ~ ., data = trainingRose_4)
predictionNewData_2 <- predict(modelNewData_2, testing_4, type = 'class')

# Visualizando a matriz de confusão
confusionMatrix(table(dados = testing_4$is_attributed,
                      pred = predictionNewData_2), positive = '1')
```

```
## Confusion Matrix and Statistics
##
##      pred
## dados     0     1
##     0 40903    85
##     1    61    41
##
##                Accuracy : 0.9964
##                  95% CI : (0.9958, 0.997)
##     No Information Rate : 0.9969
##     P-Value [Acc > NIR] : 0.96384
##
##                   Kappa : 0.3579
##
##  Mcnemar's Test P-Value : 0.05698
##
##             Sensitivity : 0.3253968
##             Specificity : 0.9985109
##          Pos Pred Value : 0.4019608
##          Neg Pred Value : 0.9979262
##              Prevalence : 0.0030664
##          Detection Rate : 0.0009978
##    Detection Prevalence : 0.0024824
##       Balanced Accuracy : 0.6619539
##
##        'Positive' Class : 1
##
```

```r
#Plot da Curva ROC
roc.curve(testing_4$is_attributed, predictionNewData_2, plotit = T, col =
"red")
```




```
## Area under the curve (AUC): 0.700
```

Apesar desse último modelo ser o que melhor performa em relação ao número de FP, ele possui uma "precision" um pouco menor que o primeiro modelo criado, pois esse ultimo modelo possui uma quantidade de TP (true positives) menor que o primeiro.

Dessa forma levando em consideração as dificuldades computacionais encontradas durante a elaboração do projeto, o primeiro modelo de machine learning criado, utilizando todas as variáveis do dataset e o algoritmo random forest, seria o que melhor se adapta a situação proposta pelo projeto.