PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS

NÚCLEO DE EDUCAÇÃO A DISTÂNCIA

Pós-graduação Lato Sensu em Ciência de Dados e Big Data

José Nunes da Silva Junior

ANÁLISE CHURN RATE TELECOM

Belo Horizonte

2023

José Nunes da Silva Junior

ANÁLISE DE CHURN RATE TELECOM

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado

ao Curso de Especialização em Ciência de

Dados e Big Data como requisito parcial à

obtenção do título de especialista.

Belo Horizonte

2023

**SUMÁRIO**

Sumário

[1 INTRODUÇÃO 4](#_Toc147655298)

[1.1 Contextualização 4](#_Toc147655299)

[1.2 O problema proposto 4](#_Toc147655300)

[2 Coleta de Dados 5](#_Toc147655301)

[3 Tratamento de Dados 6](#_Toc147655302)

# INTRODUÇÃO

## Contextualização

Nos últimos anos, o setor de telecomunicações tem observado um enorme avanço tecnológico, avanço este, que possibilitou novas oportunidades de negócios para as empresas. A facilidade de contratar determinados serviços com poucos cliques também é encontrada ao se tentar cancelar este mesmo serviço. Dada a crescente competição no mercado bem como o aumento da demanda dos consumidores por serviços mais personalizados e acessíveis, um elemento vem se tornando o foco das atenções: o *churn rate*.

O “*churn rate*”, ou taxa de rotatividade de clientes, é uma métrica crucial para empresas no ramo de telecomunicações, diferentemente de um modelo de compra e venda onde se obtêm o lucro no momento em que o processo se concretiza, o modelo de negócios de telecomunicações se caracterizam por um investimento inicial feito pela empresa, seja em infraestrutura, equipamentos e/ou instalação na residência do cliente. Nesse modelo de negócio, o cliente só passa a dar lucro meses ou até mesmo anos depois de contratar o serviço.

Diante disso, tornou-se fundamental para as empresas o foco nesse indicador, uma vez que a retenção de clientes é crucial para o sucesso e a sustentabilidade dos negócios.

## O problema proposto

Devido as características de investimento inicial alto e lucro futuro, a presente analise priorizara no RECALL, uma vez que devemos buscar minimizar o maximo possivel de falsos negativos, onde o modelo determina que o cliente não vai cancelar porem o cliente cancela

# Coleta de Dados

O conjunto de dados *Telecom Customer Churn Prediction*, objeto de análise deste projeto pode ser encontrado através do sítio da *Maven Analytics*, uma plataforma de desafios relacionados a analises de dados.

Figura 1 - Fonte da base de dados que será utilizada.



Fonte: .

Na Figura 1 é possível observar os nomes e propriedades dos arquivos que serão utilizados. O conjunto em questão consiste em 3 (três) *datasets* que possuem informações e finalidades distintas (Figura 2): *telecom\_customer\_churn*, que contêm a base principal dos dados que serão analisados neste artigo; *telecom\_zipcode\_population*, que possui dados adicionais relacionados a população por código postal e; *telecom\_data\_dictionary*, que como o próprio nome sugere, trata-se de um dicionário que contém as informações do que cada coluna representa em nossa base principal.

Figura 2 - *Datasets* que serão utilizados



Fonte: Autoria própria.

Para uma maior facilidade de interpretação dos leitores deste artigo, os nomes das colunas, originalmente em inglês serão traduzidos para o português na etapa de tratamento de dados. Na Tabela 1 está descrito de forma detalhada as informações que cada coluna representa no arquivo *telecom\_customer\_churn*.

Tabela 1 – Detalhamento do *dataset* *telecom\_customer\_churn*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Nome Original** | **Nome traduzido** | **Descrição** | **Tipo** |
| CustomerID | ID\_cliente | ID única que identifica cada cliente | Texto |
| Gender | Genero | Genero do cliente | Texto |
| Age | Idade | Idade do cliente | Inteiro |
| Married | Casado | Indica se o cliente é casado | Texto |
| Number of Dependents | Qtd\_dependentes | Indica a quantidade de dependentes que moram com o cliente | Inteiro |
| City | Cidade | Cidade em que se localiza a residência do cliente | Texto |
| Zip Code | Codigo\_postal | Código postal da residência do cliente | Inteiro |
| Latitude | Latitude | Latitude da residência do cliente | Real |
| Longitude | Longitude | Longitude da residência do cliente | Real |
| Number of Referrals | Qtd\_indicações | Quantidade de indicações que o cliente realizou a amigos ou parentes | Inteiro |
| Tenure in Months | Meses\_na\_base | Indica o total de meses que o cliente permaneceu na empresa | Inteiro |
| Offer | Ultima\_oferta | Indica a última oferta que o cliente aceitou | Texto |
| Phone Service | Servico\_telefone | Indica se o cliente possui o serviço telefônico da empresa | Texto |
| Avg Monthly Long Distance Charges | Recarga\_longa\_distancia | Indica o custo médio total de recargas de longa distancia | Real |
| Multiple Lines | Multiplas\_linhas | Indica se o cliente possui mais de uma linha telefônica | Texto |
| Internet Service | Servico\_internet | Indica se o cliente possui o serviço de internet da empresa | Texto |
| Internet Type | Tipo\_internet | Indica o tipo de conexão que o cliente utiliza | Texto |
| Avg Monthly GB Download | Media\_mensal\_download\_GB | Indica o volume médio de download do cliente em gigabytes | Real |
| Online Security | Servico\_seguranca | Indica se o cliente possui um serviço adicional de segurança provido pela empresa | Texto |
| Online Backup | Servico\_backup | Indica se o cliente possui um serviço adicional de *backup* provido pela empresa | Texto |
| Device Protection Plan | Servico\_protecao\_dispositivo | Indica se o cliente possui um serviço adicional de proteção de dispositivo | Texto |
| Premium Tech Support | Servico\_suporte\_preferencial | Indica se o cliente possui um serviço adicional de atendimento preferencial | Texto |
| Streaming TV | Servico\_tv | Indica se o cliente possui algum serviço de *streaming* de TV | Texto |
| Streaming Movies | Servico\_filmes | Indica se o cliente possui algum serviço de *streaming* de filmes | Texto |
| Streaming Music | Servico\_musica | Indica se o cliente possui algum serviço de *streaming* de músicas | Texto |
| Unlimited Data | Servico\_ilimitado\_dados | Indica se o cliente possui algum serviço de dados ilimitados | Texto |
| Contract | Tipo\_contrato | Indica o tipo de contrato ao qual o cliente está fidelizado | Texto |
| Paperless Billing | Faturamento\_sem\_papel | Indica se o cliente escolheu pelo tipo de cobrança sem papel | Texto |
| Payment Method | Tipo\_pagamento | Indica o método de pagamento escolhido pelo cliente | Texto |
| Monthly Charge | Cobranca\_mensal | Indica o total mensal pago pelo cliente por todos os serviços | Real |
| Total Charges | Total\_cobranca | Indica a soma total paga pelo cliente em todo o tempo na empresa | Real |
| Total Refunds | Total\_reembolsos | Indica a soma total de reembolso recebida pelo cliente em todo o tempo na empresa | Real |
| Total Extra Data Charges | Qtd\_dados\_extras | Indica a quantidade total de dados extras contratados pelo cliente | Inteiro |
| Total Long Distance Charges | Cobrancas\_longa\_distancia | Indica a soma total paga pelo cliente em todo o tempo na empresa referente a recargas para longas distancias | Real |
| Total Revenue | Total\_cobranca\_geral | Indica a soma total paga pelo cliente de forma geral somando o valor mensal com todas as cobranças de recargas extras | Real |
| Customer Status | Situacao\_cliente | Indica o status do cliente ao final período em que os dados foram coletados: *Churned* (cancelou), *Stayed* (permaneceu cliente) e *Joined* (se tornou cliente) | Texto |
| Churn Category | Categoria\_cancelamento | Indica uma categoria que classifica o motivo de cancelamento do cliente | Texto |
| Churn Reason | Motivo\_cancelamento | Indica o motivo do cancelamento do cliente | Texto |

Fonte:

O mesmo processo será realizado no arquivo *telecom\_zipcode\_population*, como pode ser observado na Tabela 2.

Tabela 2 - Detalhamento do *dataset* *telecom\_data\_dictionary*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Nome Original** | **Nome traduzido** | **Descrição** | **Tipo** |
| Zip Code | Codigo\_postal |  |  |
| Population |  |  |  |

Fonte:

# Tratamento de Dados

Para a execução do projeto, foi utilizada a linguagem de programação interpretada Python, na sua versão 3.9.13, além do *Jupyter Notebook*, ambiente de desenvolvimento interativo baseado na Web

Nesta etapa do projeto, será utilizada majoritariamente a biblioteca *Pandas* (Figura 3) para manejo dos dados bem como de eventuais ajustes que possam ser necessários para deixar a base de dados melhor estruturada, e com isso, buscar melhores interpretações dos algoritmos de *Machine Learning*.

Figura 3 - Importação do *pandas*



Fonte: Autoria própria

Foi utilizado para a leitura dos dados, uma função própria do *pandas*, a *pd.read\_csv* (Figura 4), através dela, é possível ler um arquivo *csv* e já transforma-lo em um *dataframe* que nada mais é do que uma estrutura de dados composta por duas dimensões: linhas e colunas, similar a uma planilha.

Figura 4 - Leitura do arquivo com o pandas



Fonte: Autoria própria

Em seguida, por meio do comando *display* é possível visualizar o *dataframe* criado (Figura 5)

Figura 5 - Visualização do dataframe



Fonte: Autoria própria

Um detalhe importante sobre a função display é que ela por padrão, exibe no máximo 20 colunas, para que ela exiba todas as colunas e assim conseguirmos ter uma visão geral do nosso dataframe iremos realizar uma configuração através do comando *pd.set\_option* e alterando o parâmetro *display.max\_columns* como mostrado na Figura 6.

Figura 6 - Ajuste no maximo de colunas da função display



Fonte: Autoria própria

Dando continuidade agora realizaremos a leitura e criação do dataframe de população por código postal (Figura 7), esses dados serão agregados ao nosso dataframe principal com o objetivo de enriquecer nossa base de dados, afim de encontrar algum padrão com a quantidade de pessoas de uma determinada região, o código usado para realizar essa junção está representado na Figura 8.

Figura 7 - Criando dataframe da população por código postal



Fonte: Autoria própria

Figura 8 - Junção dos dataframes



Fonte: Autoria própria

Agora temos o nosso *dataframe* consolidado e pronto para ser realizado os devidos ajustes.

Como informado no tópico 2 deste artigo, iremos realizar o ajuste dos nomes das colunas do nosso *dataframe*, traduzindo e alterando para um padrão onde a primeira letra é maiúscula e as palavras são separadas pelo caractere underline (\_). O comando utilizado para realizar tal procedimento pode ser visualizado na Figura 9.

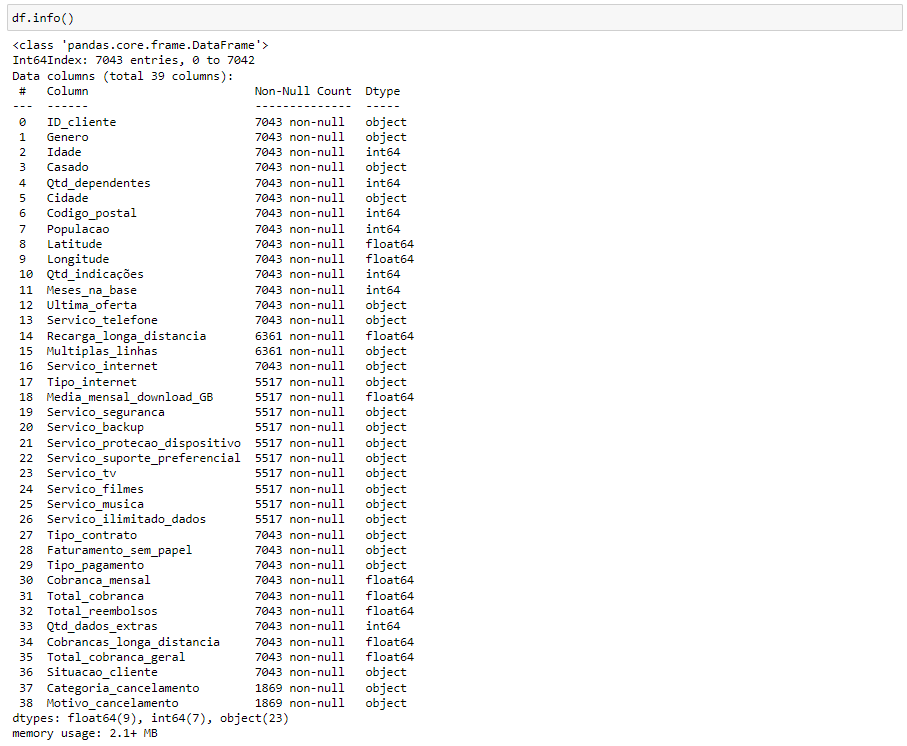
Figura 9 – Tradução dos nomes das colunas



Fonte: Autoria própria

Iniciaremos agora algumas analises iniciais em cima da nossa base de dados, com o comando *df.info()* iremos visualizar algumas informações sobre o nosso *dataframe*.

Figura 10 – Informações do *dataframe*

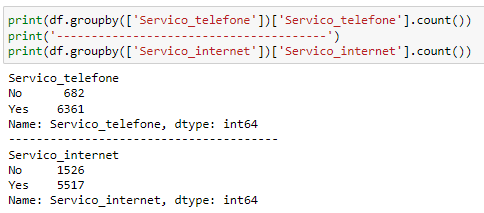


Fonte: Autoria própria

É possível observar que em nosso *dataframe*, algumas colunas possuem valores faltantes, em uma breve análise, nota-se que essas colunas são condicionadas a partir do valor contido em outra coluna, por exemplo, o valor presente na coluna Tipo\_internet está relacionado ao fato do cliente possuir ou não o serviço de internet (coluna Servico\_internet).

O mesmo ocorre com colunas que dependem do valor contido na coluna Servico\_telefone, que contém informações se o cliente possui ou não o serviço de telefone. Na Figura 11 foi utilizado o comando *groupby* para agrupar os dados contidos nas colunas Servico\_internet e Servico\_telefone e o comando *count()* para que o agrupamento seja feito realizando a contagem dos valores.

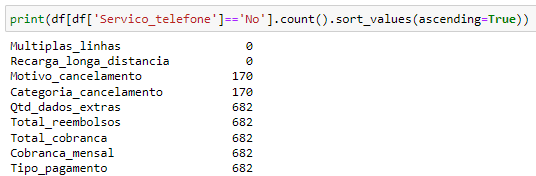
Figura 11 - Contagem dos valores das colunas



Fonte: Autoria própria

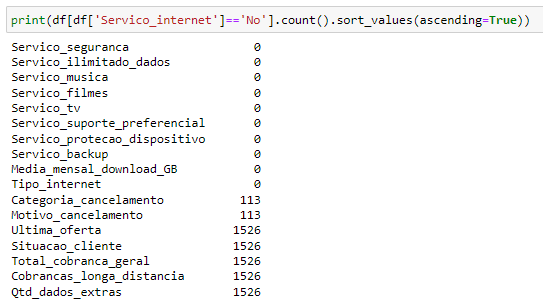
Se visualizarmos os valores gerados na saída do comando na Figura 11, é possível observar que a quantidade de clientes que não possuem o serviço de telefone é a mesma quantidade de clientes com valores faltantes nas colunas que detalham especificamente o serviço de telefone (Recarga\_longa\_distancia e Multiplas\_linhas), o mesmo ocorre com clientes que não possuem o serviço de internet e as colunas que estratificam esse serviço (Tipo\_internet, Media\_mensal\_download\_GB, Servico\_seguranca, Servico\_backup, Servico\_protecao\_dispositivo, Servico\_suporte\_preferencial, Servico\_tv, Servico\_filmes, Servico\_musica e Servico\_ilimitado\_dados), isso pode ser melhor observado na Figura 12, onde o comando realiza um filtro na base de dados que retorna a quantidade de valores presentes em todas as linhas onde o cliente não possui o serviço de telefone, na Figura 13, o mesmo processo é realizado nos clientes que não possuem o serviço de internet. Em ambos os casos, as colunas que detalham o serviço aparecem sem nenhum valor preenchido.

Figura 12 - Filtro de clientes sem o serviço de telefone



Fonte: Autoria própria

Figura 13 - Filtro de clientes sem o serviço de internet



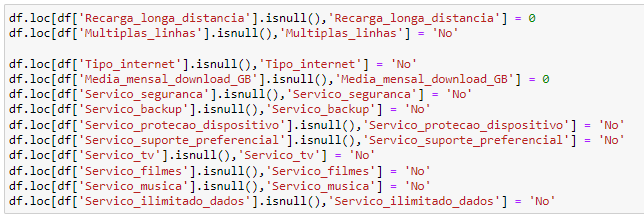
Fonte: Autoria própria

A falta de campos preenchidos se torna um problema para a nossa análise dos dados bem como para a utilização de algoritmos de *machine learning* uma vez que isso pode acarretar em uma perda de contexto e, consequentemente, em uma análise incompleta e enviesada. Além disso, a presença de valores ausentes pode afetar a qualidade dos modelos de aprendizado de máquina, visto que muitos algoritmos não podem lidar diretamente com lacunas nos dados. Em algumas situações, pode ser considerada a remoção completa da linha que contém o dado faltante como uma solução, este não é o nosso caso, além de resultar numa perda quantitativa de dados, estaríamos excluindo da nossa base todos os clientes que não possuem os serviços de telefone e os serviços de internet.

Antes de escolhermos uma estratégia para solucionar nosso problema, é necessário entendermos os dados já preenchidos nessas colunas e seu contexto. Com exceção das colunas Recarga\_longa\_distancia e Media\_mensal\_download\_GB que possuem valores numéricos que informam o custo médio total de recargas de longa distância e o volume médio de download do cliente em gigabytes, respectivamente, as outras colunas possuem os valores binários “*No*” e “*Yes*”

Para resolver esta situação estaremos atribuindo o valor “*No*” nas colunas que possuem valores binários e o valor “0” nas duas colunas que possuem valores numéricos. A justificativa para essa escolha é que, uma vez que o cliente não possua o serviço de internet, por consequência ele não irá ter um serviço de filmes ou musica por exemplo, e isso pode ser replicado para as outras colunas que detalham esses dois serviços, a Figura 14 mostra o comando realizado para imputar estes dados nas respectivas colunas.

Figura 14 - atribuindo dados nos campos com valores nulos



Fonte: Autoria própria

Continuando com nossa análise, agora temos apenas duas colunas com dados ausentes, que são Categoria\_cancelamento e Motivo\_cancelamento. A própria nomenclatura dessas colunas sugere que estão relacionadas à decisão do cliente de cancelar o serviço ou não. Essa informação pode ser encontrada na coluna Situacao\_cliente. No entanto, antes de prosseguirmos com o processo de correção de dados faltantes, é necessário fazer um ajuste. Conforme indicado na Tabela 1, a coluna Situacao\_cliente contém três valores distintos: Churned, Stayed e Joined.

Dado que nosso principal objetivo é analisar o churn rate e tentar prever quais clientes têm maior propensão a solicitar o cancelamento, os dados relacionados aos clientes que aderiram ao serviço se tornam um elemento de interferência em nossa base de dados. Isso ocorre porque, quando se trata de análise de churn rate, estamos particularmente interessados em analisar o histórico do cliente e em detectar padrões que o levaram a solicitar o cancelamento. No caso dos recém-contratantes, simplesmente não dispomos de um período de observação suficiente para discernir esses padrões, uma vez que não tiveram tempo de estabelecer um histórico de interações significativo com o serviço.

BIBLIOGRAFIA

O que são data frames? <https://www.databricks.com/br/glossary/what-are-dataframes>. Acessado 08/10/2023