# Predição de Evasão Bancária

Grupo QuantiDados

### Definição do problema

As instituições financeiras são um dos pilares do mercado financeiro, oferecendo diversas linhas de crédito a seus clientes. Dentro a grande gama de produtos que as instituições oferecem, uma das mais comuns e mais utilizadas é o cartão de crédito.

Para que as instituições consigam sua sustentabilidade no mercado, é necessário que estas invistam cada vez mais em estudos de métricas que auxiliem na continuidade dos bons resultados das instituições. Com isso, o estudo acerca da métrica que indica a taxa de cancelamento (churn) de cartões de crédito é fundamental para que a instituição continue melhorando cada vez mais a qualidade dos seus serviços, elevando o grau de satisfação dos seus clientes, reduzindo a evasão dos mesmos e, consequentemente, melhorando ou aumentando o seu faturamento.

Desta forma a Predição de Evasão Bancária do produto cartão de crédito pode ser encarada como um desafio de classificação, onde os modelos são treinados para distinguir dentre os clientes propensos a abandonar seus cartões e aqueles mais propensos a permanecer. Desta maneira, a instituição poderá prever e atuar de forma proativa, reduzindo suas taxas e melhorando seus resultados.

### Base de Dados

#### Características

A base de dados para o estudo foi disponibilizada no formato "valores separados por vírgula" (.csv), dividida entre base de treinamento e de testes, juntas elas contém cerca de 10.000 amostras e 21 variáveis. Nesta estão contidas informações de clientes de uma instituição financeira, tais como: dados sociodemográficos, relacionamento com a instituição, limite do cartão de crédito, dentre outras.

Após a importação dos dados, observou-se que dentre as 21 variáveis, 6 são qualitativas (categóricas) e 15 quantitativas (numéricas). A partir disso, foi verificado se haviam valores nulos, duplicados ou inconsistentes. Como resultado, não foi encontrado nenhum aspectos que prejudicasse a análise.

### Base de Dados

#### Variáveis

Das 21 variáveis presente nos conjuntos de dados, foram selecionadas 19 features:

#### Categóricas (6):

- Gender
- Education Level
- Marital Status
- Income Category
- Card Category
- Attrition Flag (target)

#### Numéricas (15):

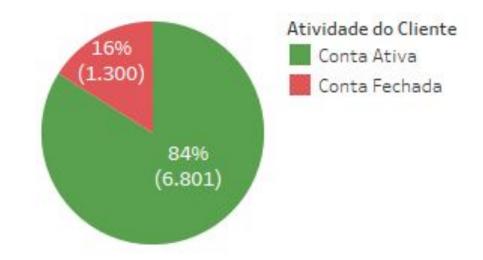
- CLIENTNUM (desconsiderada)
- Customer Age
- Dependent Count
- Months on book
- Total Relationship Count
- Months Inactive 12 Mon
- Contacts Count 12 Mon
- Credit Limit
- Total Revolving Bal
- AVG Open to By
- Total Amt Chng Q4 Q1
- Total Trans Amt
- Total Trans Ct
- Total Ct Chng Q4 Q1
- AVG Utilization Ratio

Classes

TARGET: Attrition Flag

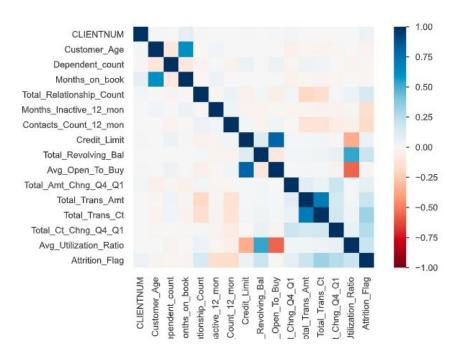
84% de Clientes Ativos

16% de Contas Encerradas



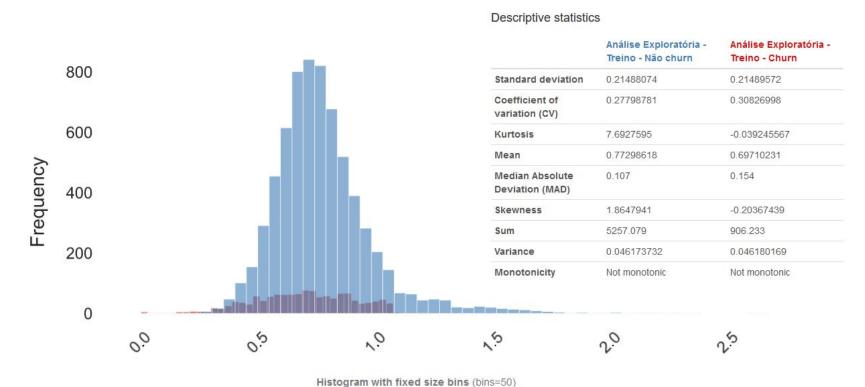
Com o auxílio do gráfico acima, verificamos que os dados não estão balanceados.

#### Matriz de Correlação

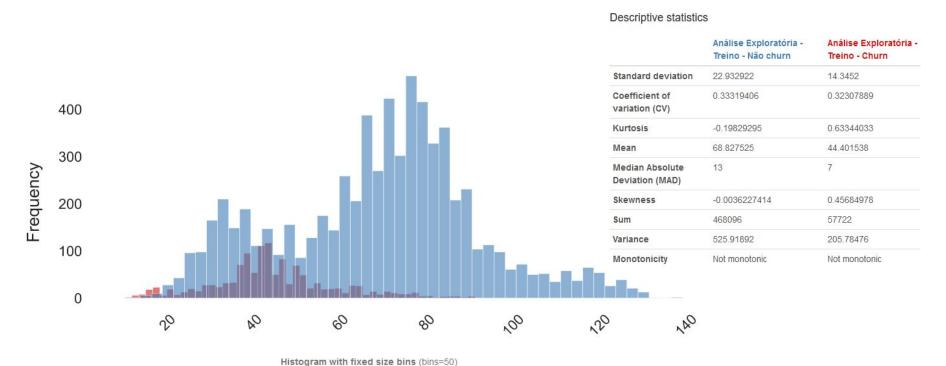


 Coeficiente de correlação Kendall (dados não paramétricos).

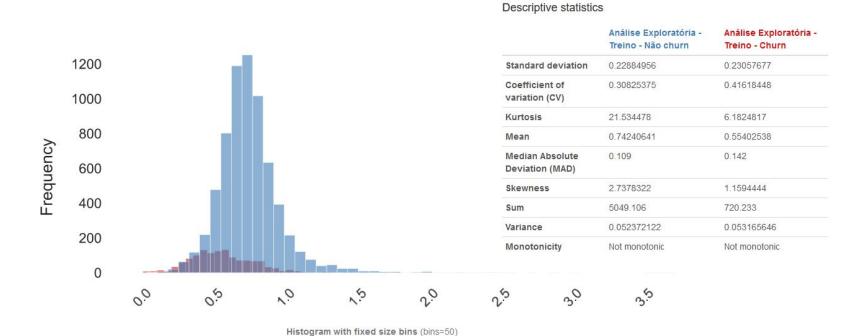
Distribuição: Total Amt Chng Q4 Q1



Distribuição: Total Trans Amt



Distribuição: Total Ct Chng Q4 Q1



#### Distribuição dos salários por gênero

#### Distribuição dos salários por gênero

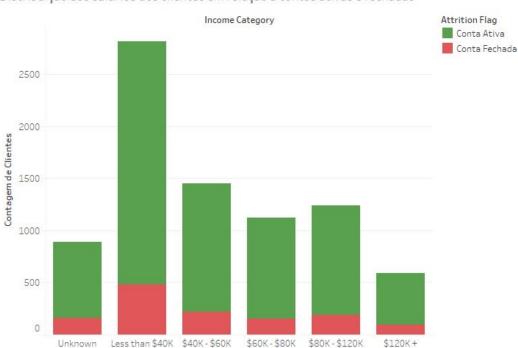
Distribuição dos clientes e as categorias de salários por gênero



Distribuição do salário e status das contas

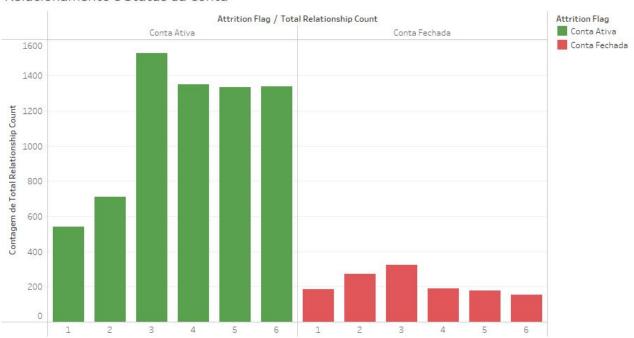
#### Distribuição do Salário e Status das Contas

Distribuição dos salários dos clientes em relação a contas ativas e fechadas



#### Relacionamento e status da conta





### Pré Processamento

#### **Features**

As features e variável target passaram por alguns tratamentos antes de serem utilizadas nos modelos:

- Features Categóricas: One Hot Encoding
- Features Numéricas: Padronização
- Variável Target: Substituição do texto das classes por variável numérica
- Exclusão da variável CLIENTNUM

### Pré Processamento

Pesos e separação dos conjuntos

O conjunto de dados de treino foi separado em dois conjuntos: treino (80%) e validação (20%). Também foram calculados os pesos de cada uma das classes, uma vez que as classes estão desbalanceadas, utilizamos a ponderação por pesos, para melhorar a performance ao treinar os modelos.

Os seguintes pesos foram utilizados:

- Attrited Customer: 3.1157692307692306
- Existing Customer: 0.5955741802676077

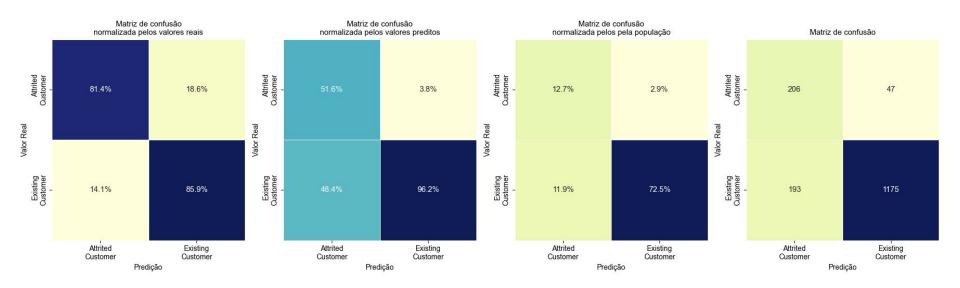
#### Modelos

- Foram escolhidos 3 modelos como baseline para esse problema:
  - Regressão Logística
  - Máquina de vetores-suporte para classificação
  - Floresta Aleatória
- Foram utilizados os valores padrão para cada um dos modelos baseline, com exceção do parâmetro class\_weights, responsável por fazer o ponderamento das classes, e do parâmetro random\_state, usado para tornar os experimentos reprodutíveis

Regressão Logística

Modelo	Acurácia	Acurácia Balanceada	F1	RoC AuC	
Regressão Logística	0,8519	0,8365	0,9073	0,8365	_

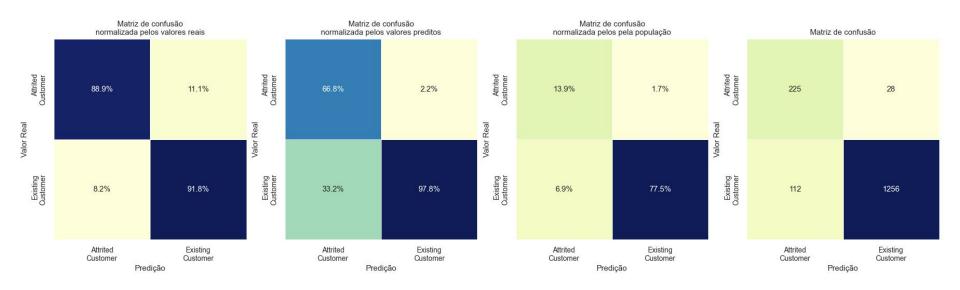
#### Regressão Logística



Máquina de vetor-suporte

		Acurácia		RoC
Modelo	Acurácia	Balanceada	F1	AuC
Regressão Logística	0,8519	0,8365	0,9073	0,8365
Máquina de vetor-suporte	0,9136	0,9037	0,9472	0,9037

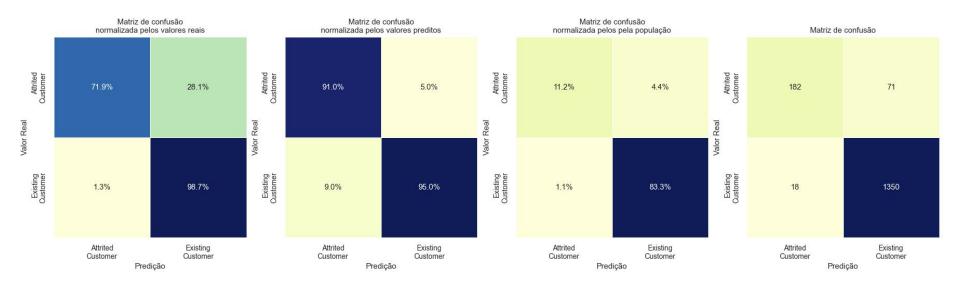
#### Máquina de vetor-suporte



Floresta Aleatória

Modelo	Acurácia	Acurácia Balanceada	F1	RoC AuC	
Regressão Logística	0,8519	0,8365	0,9073	0,8365	_
Máquina de vetor-suporte	0,9136	0,9037	0,9472	0,9037	
Floresta Aleatória	0,9450	0,8531	0,9680	0,8531	

#### Floresta Aleatória



### Próximos Passos

- Busca de hiperparâmetros para cada um dos modelos Baseline através de Gridsearch e/ou Randomsearch
- Implementação de outras técnicas para tratar desbalanceamento
- Seleção do melhor modelo
- Avaliação do melhor modelo sobre o dataset de teste