QuantiDados

# PREVISÃO DE EVASÃO BANCÁRIA

#### **INTEGRANTES DO GRUPO:**

Eliamara Souza da Silva Gustavo Rodrigues Melo Lucas Feliciano da Silva Roussian Di Ramos Alves Gaioso Thais Moreira da Silva





DEFINIÇÃO V
DO PROBLEMA

Um dos principais produtos e serviços oferecidos por essas insituições é o **Cartão de Crédito.** 

O estudo acerca da métrica que indica a taxa de cancelamento (churn) de cartões de crédito é fundamental para que a instituição continue melhorando a qualidade dos seus serviços se mantendo no mercado.

As instituições
financeiras são um
dos principais pilares
da econômia e do
mercado financeiro.



### BASE DE DADOS



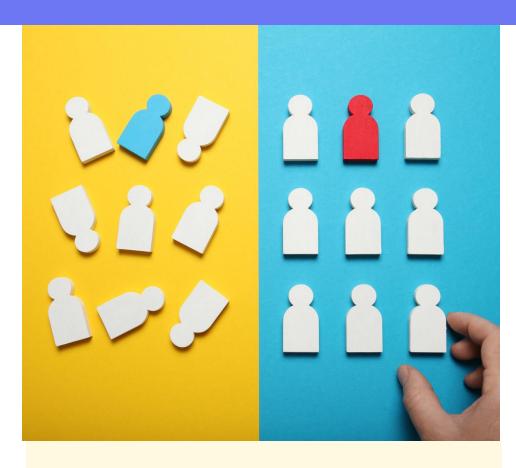
#### **Dados**

Amostra de dados bancários de cerca de 10 mil clientes



#### **Formato**

Dados tabulares disponivel como um arquivo csv



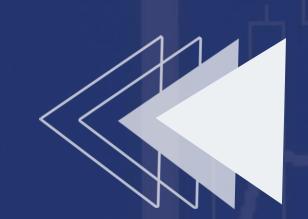
#### **Features**

21 features no total (categóricas e numéricas)

Não há dados duplicados

Não há dados faltantes

### FEATURES



## CATEGÓRICAS (06 features)

- Gender
- Education Level
- Marital Status
- Income Category
- Card Category
- Attrition Flag

#### NUMÉRICAS (15 features)

- CLIENTNUM
- 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

### ANÁLISE EXPLORATÓRIA

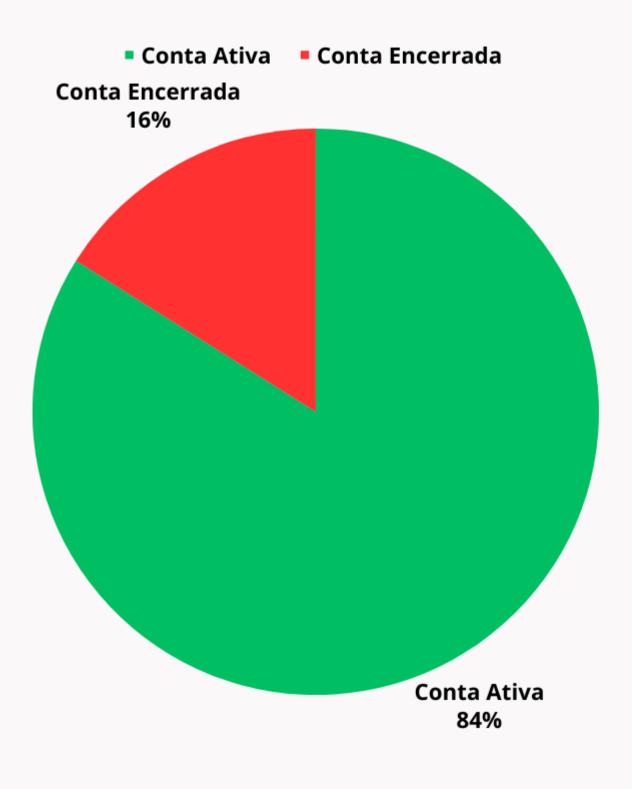
#### Target: Attrition Flag (binária)

- Conta Ativa = 0
- Conta Encerrada = 1

#### Problema de Classificação Binária

#### **Dados desbalanceados:**

- Contas Ativa = 84% (6.801 clientes)
- Contas Encerradas = 16% (1.300 clientes)
- Necessário balanceamento

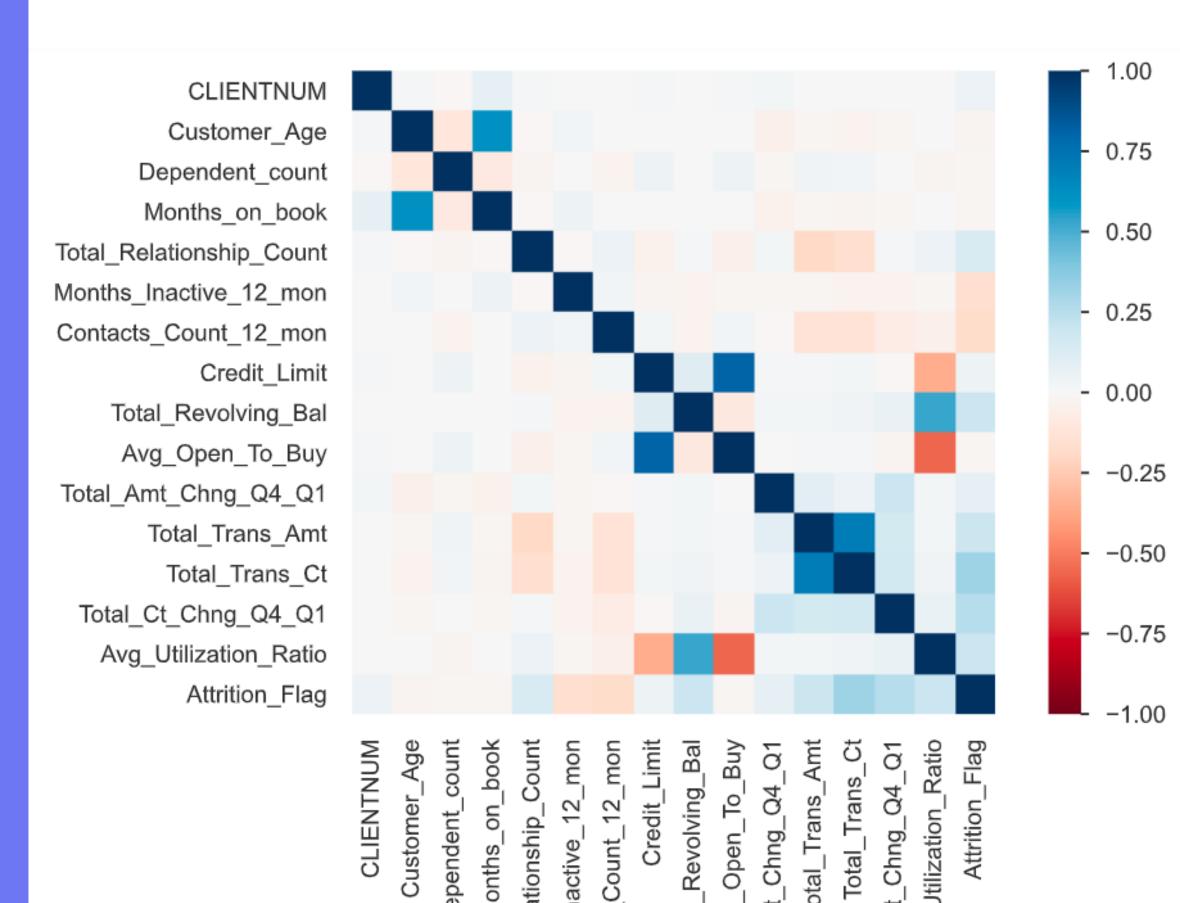


# MATRIZ DE CORRELAÇÃO

Features Numéricas

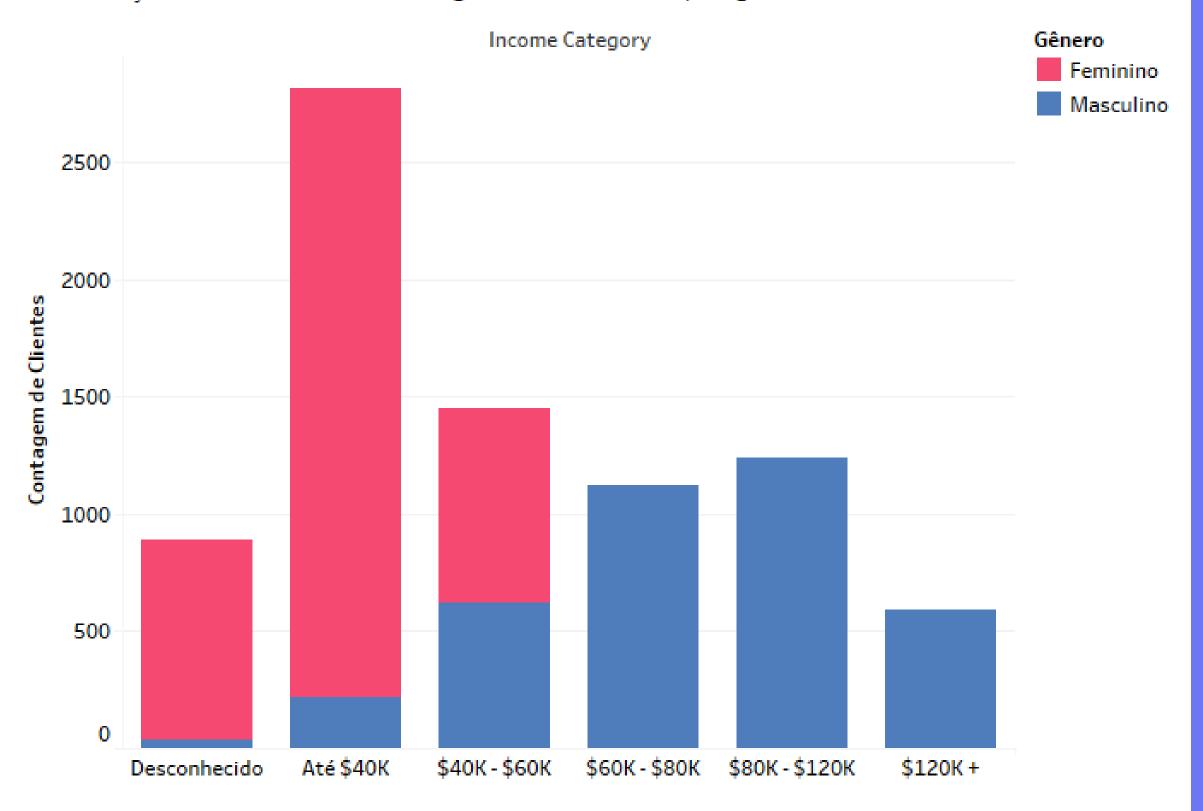
### Coeficiente de Correlação de Kendall Altamente Correlacionadas:

- Customer\_Age e Months\_on\_book
- Credit\_Limit e Avg\_Open\_to\_Buy
- Total\_Revolving\_Bal e Avg\_Utilization\_Ration
- Total\_Trans\_Amt e Total\_Trans\_Ct
- Credit\_Limit e Avg\_Utilization\_Ratio
- Total\_Revolving\_Bal e Avg\_Open\_to\_Buy



#### Distribuição dos salários por gênero

Distribuição dos clientes e as categorias de salários por gênero



### ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Salário x Gênero

#### **Principais Insights:**

- Diferença entre gênero nas categorias salariais
- Maior número de mulheres ganhando até \$40K
- Maior numero de homens ganhando entre \$60K-\$80K e \$80K-\$120K

### ANÁLISE EXPLORATÓRIA

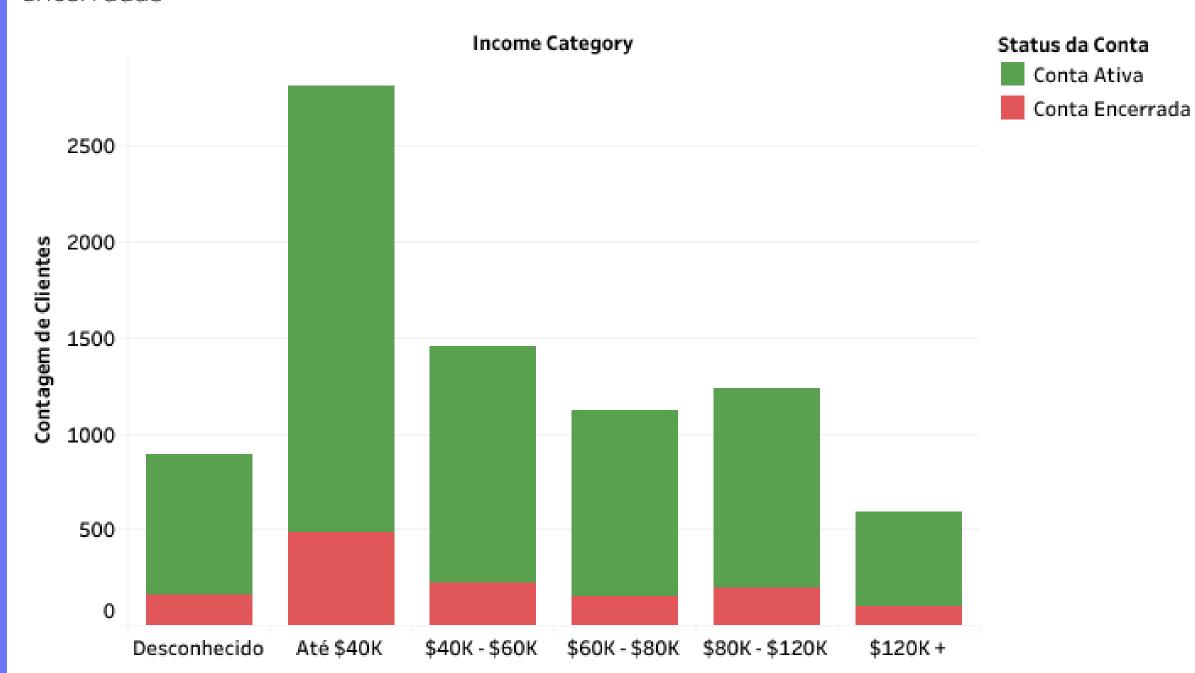
#### Salário X Status da Conta

#### **Principais Insights:**

- Dentre as contas encerradas, maior número entre clientes que ganham até \$40K
- Soma dos clientes ativos que ganham acima de \$40K ultrapassa aqueles que ganham até \$40K.

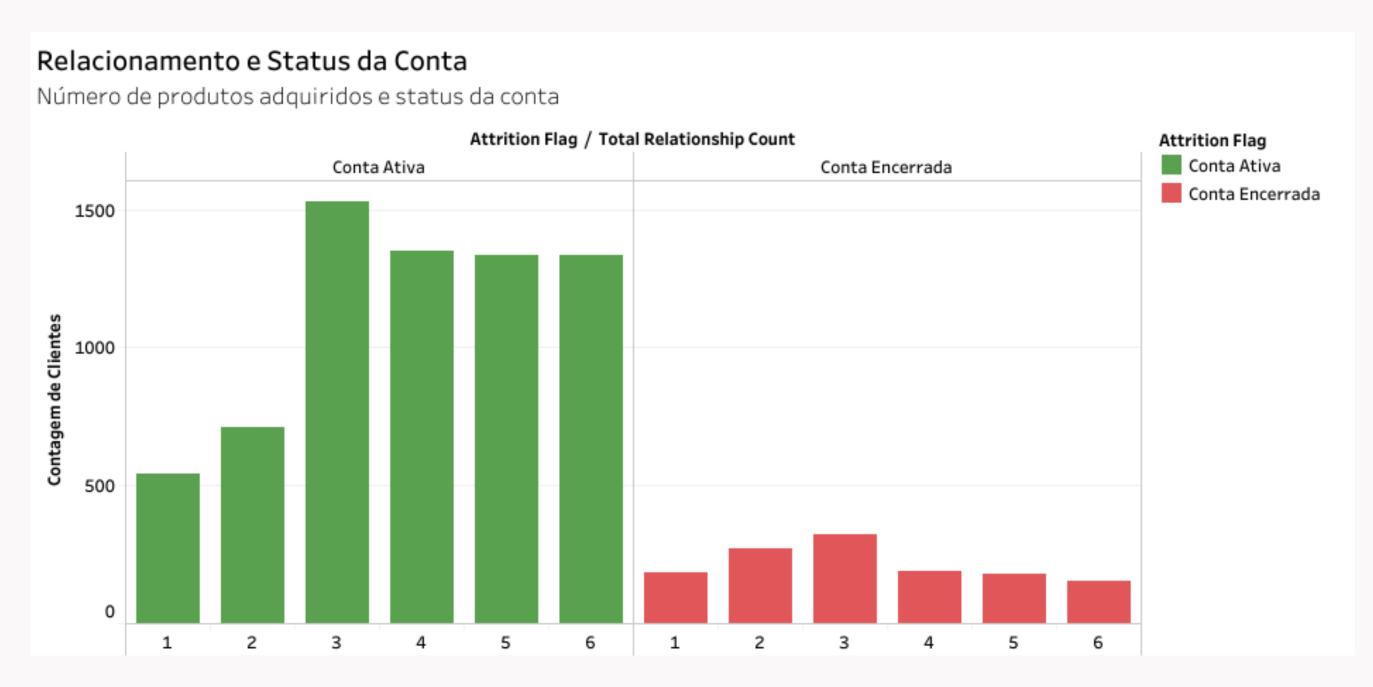
#### Distribuição do Salário e Status das Contas

Distribuição do salário dos clientes em relação a contas ativas e encerradas



### ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Produtos X Status da Conta



#### Principais Insights:

- O maior número de contas ativas são de clientes que consomem de 3 a 6 produtos bancários.
- O maior número de contas encerradas são de clientes que consomem de 2 a 3 produtos bancários.



#1

**ONE HOT ENCODING** 

Variáveis Categóricas

#2

PADRONIZAÇÃO

Features Numéricas

#3

**TRATAMENTO** 

Target substituição de texto por número

#4

**EXCLUSÃO** 

Variável CLIENTNUM (Identificador do Cliente)



# PESOS E SEPARAÇÃO DOS CONJUNTOS



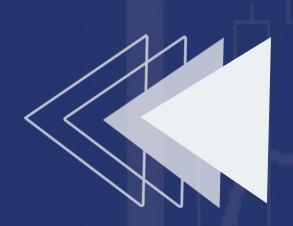
Ponderação de Pesos devido ao desbalanceamento das classes.

#### **Pesos utilizados:**

- Attrited Customer:3.1157692307692306
- Existing Customer:0.5955741802676077



### MODELO BASELINE



#### **MODELOS**

- Regressão Logística
- Máquina de vetoressuporte para classificação
- Floresta Aleatória

### **PARÂMETROS**

- Utilização dos parâmetros padrão.
- class\_weights utilizado os pesos ponderados para variável target.
- random\_state utilizado valor 0.

### MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

#### **Principal:**

Acurácia Balanceada

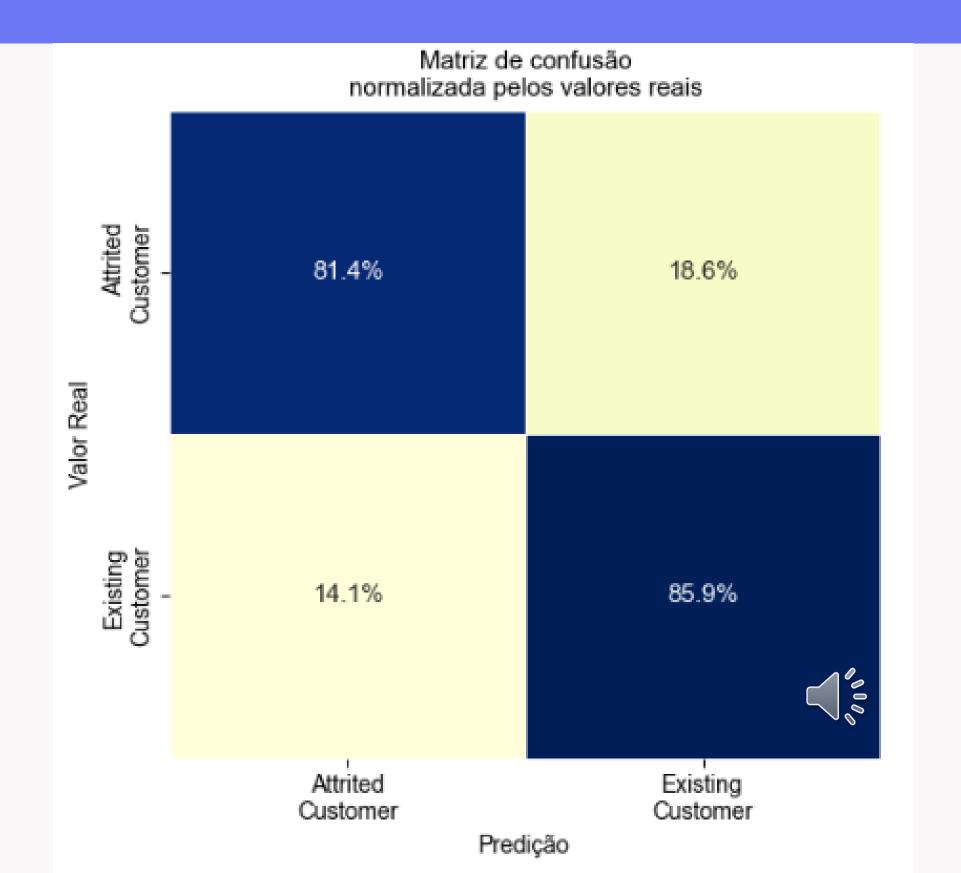
#### **Outras:**

- Acurácia
- F1 Score
- Matriz de Confusão
- RoC AuC



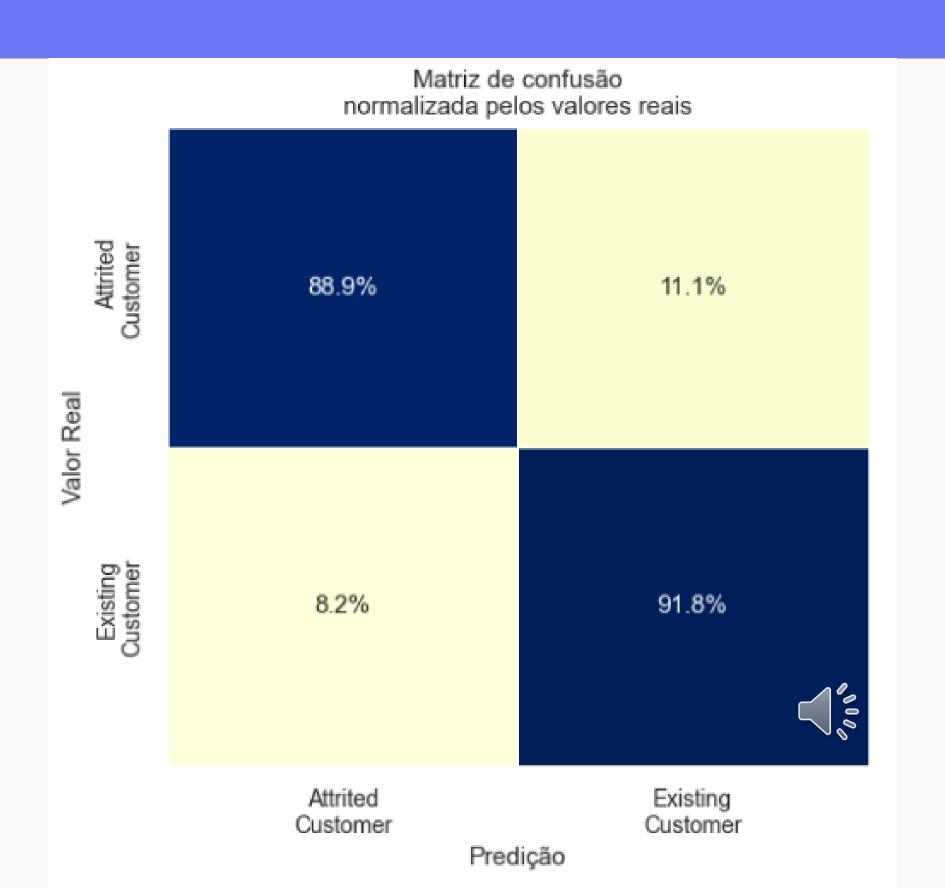
## REGRESSÃO LOGÍSTICA

	VALIDAÇÃO
Acurácia Balanceada	0,8365
Acurácia	0,8519
F1 Score	0,9073
RoC AuC	0,8365



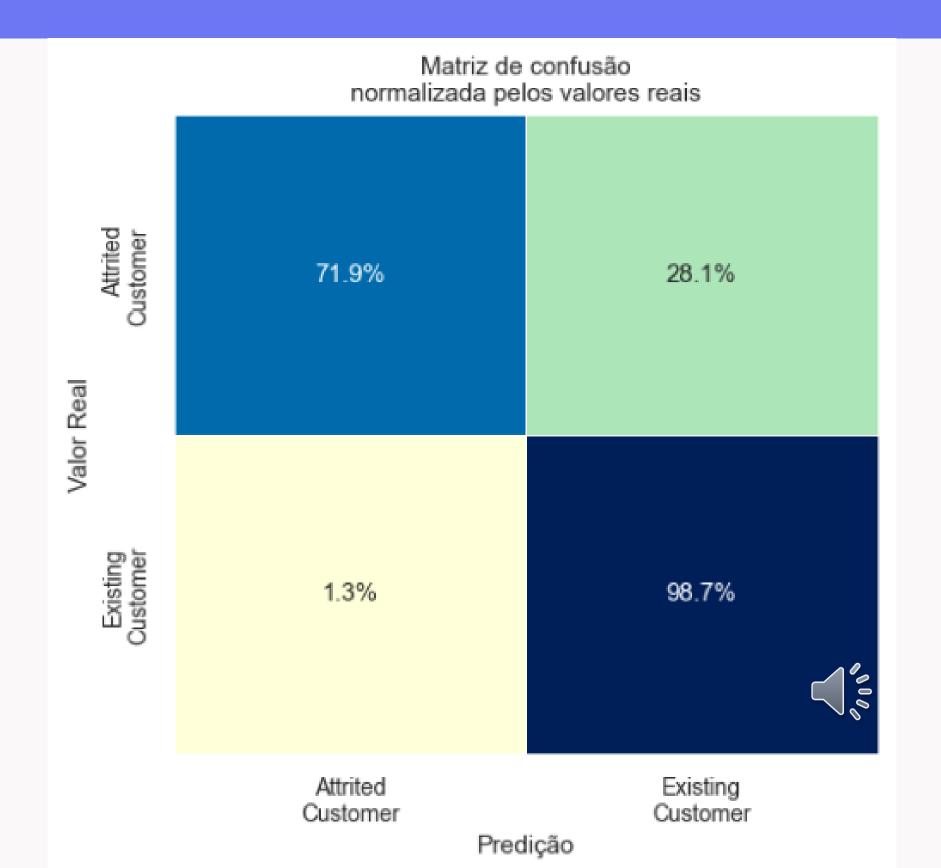
## MÁQUINA DE VETOR-SUPORTE

	VALIDAÇÃO
Acurácia Balanceada	0,9037
Acurácia	0,9136
F1 Score	0,9472
RoC AuC	0,9037



## FLORESTA ALEATÓRIA

	VALIDAÇÃO
Acurácia Balanceada	0,8531
Acurácia	0,9450
F1 Score	0,9680
RoC AuC	0,8531



### BASELINES

Modelos	Acurácia Balanceada	Acurácia	F1 Score	RoU AuC
Regressão Logística	0,8365	0,8519	0,9073	0,8365
Máquina de Vetor- Suporte	0,9037	0,9136	0,9472	0,9037
Floresta Aleatória	0,8531	0,9450	0,9680	0,8531

- O modelo SVM acertou cerca de 89% da classe
   O "Attrited Customer".
- O modelo Floresta
   Aleatória acertou cerca de 99% da classe 1
   "Existent Customer".
- O caminho escolhido foi testar modelos mais robustos baseados em árvore de decisão.

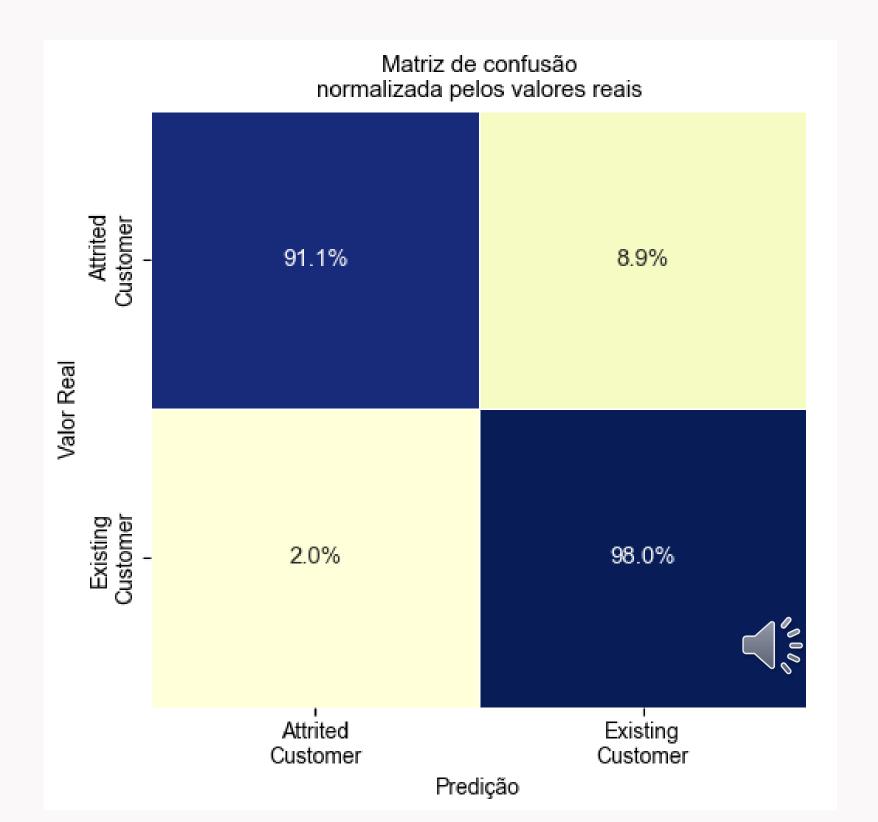
## MODELOS TREINADOS

Modelos	Acurácia Balanceada	Acurácia	F1 Score	RoU AuC
SVM - Baseline	0,9037	0,9136	0,9472	0,9037
Regressão Logística + GridSearch	0,8497	0,8484	0,9037	0,9255
SVM + GridSearch	0,9029	0,9121	0,9460	0,9643
Floresta aleatória + GridSearch	0,9125	0,9315	0,9584	0,9726
XGBoost	0,9558	0,9635	0,9780	0,9558
CatBoost	0,9634	0,9699	0,9819	0,9634
Voting Ensemble	0,9429	0,9517	0,9708	0,9429
Stacking Ensemble	0,9722	0,9659	0,9793	0,9722

### STACKING TODOS MODELOS

Modelo Escolhido

	SVM BASELINE	STACKING MODELO FINAL	Variação
Acurácia Balanceada	0,9148	0,9457	+3,38%
Acurácia	0,9171	0,9689	+5,65%
F1 Score	0,9489	0,9814	+3,43%
RoC AuC	0,9148	0,9457	+3,38%





# OBRIGADO!