Previsão de *Default* em Empréstimos para Pequenos Negócios

LABDATA | FUNDAÇÃO INSTITUTO DE ADMINISTRAÇÃO BUSINESS SCHOOL

16/10/2020

MBA Analytics em Big Data

Jaime Hikaru Mishima

Coordenadores:
Profª Drª Alessandra de Ávila Montini
Profª Dr. Adolpho Walter Pimazoni Canton

LABDATA | FIA FUNDAÇÃO INSTITUTO DE ADMINISTRAÇÃO BUSINESS SCHOOL

Agenda

1. Objetivo do Trabalho
2. Contextualização do Problema
3. Base de Dados
    i. Base Original & Tamanho
    ii. Filtros
    iii. Descrição das Variáveis
    iv. Criação de Variáveis
    v. Tratamento & Distribuição target
4. Análise Exploratória de Dados
5. Modelagem
    i. Métodos de Seleção
    ii. Estatística Tradicional
    iii. Machine Learning
    iv. Comparativo
    v. Interpretação
6. Conclusões
    i. Impacto para negócios

1. Objetivo do Trabalho

COMECE PELO "POR QUÊ"

1 Por quê?

Pequenas empresas contribuem para a economia local por meio de crescimento e inovação para a comunidade, **estimulando o crescimento econômico** e **provendo geração de empregos**. Nesse contexto, **facilitar o acesso ao crédito** aos pequenos negócios é importante para gerar renda à população e reduzir desigualdades sociais.

2 Como?

Por meio de **dados históricos de empréstimo**s intermediados pela SBA (agência norte-americana intermediadora) o objetivo é **entender quais variáveis** -cadastrais, temporais, financeiras, negócio - **influenciam no sucesso ou não de um empréstimo**.

3 O quê?

Prever o pagamento de empréstimos do tipo 7a para pequenas empresas. Esses empréstimos são de no máximo $2MM com a garantia da SBA (agência norte-americana intermediadora) de até $1.5MM (75%). Buscamos responder: **Qual o risco da empresa que está ofertando o crédito? Dado o risco, devo emprestar ou não?**

LABDATA | FUNDAÇÃO INSTITUTO DE ADMINISTRAÇÃO BUSINESS SCHOOL

2. Contextualização do Problema

CASO DE USO & ELEGIBILIDADE

Para o estudo foram analisados **557k empréstimos** do tipo 7a realizados entre **Outubro de 2009 a Outubro de 2019**.

Os empréstimos do tipo 7a são voltados para comprar um negócio ou obter capital de giro. Historicamente o programa foi concebido para empréstimos de alto risco para aquisições.

Casos de Uso do Empréstimo

- Expansão
- Capital de Giro
- Compra de Inventário
- Móveis e Utensílios

Elegibilidade ao programa

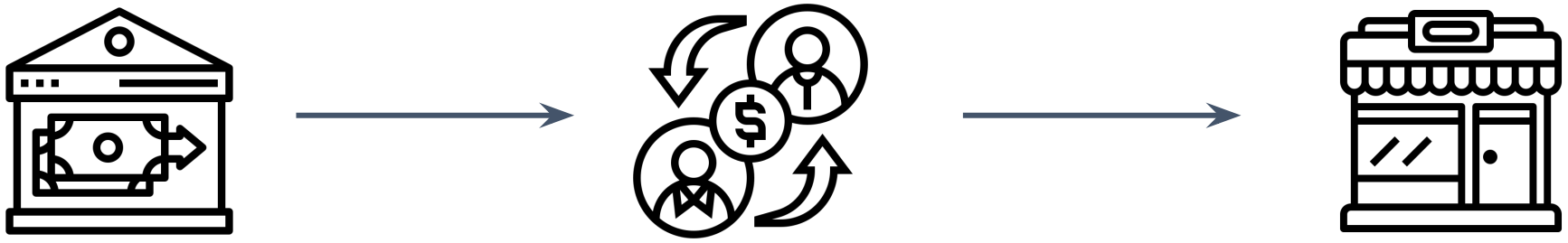
Vendas anuais entre USD 750k e USD 33.5MM para empresas do **varejo, serviços e agricultura.**

2. Contextualização do Problema

FUNCIONAMENTO

Num contexto histórico de empréstimos na última década, o intuito é entender **quais fatores aumentam o risco de *default*** e **como diminuir o risco em empréstimos futuros.**

Default: *Quando o tomador do empréstimo é incapaz de fazer pagamentos pontuais, perde pagamentos ou para de fazer pagamentos do empréstimo tomado.*



A Small Business Administration (SBA) é uma agência do governo Norte Americano que provê **suporte para empreendedores e pequenas empresas**. O objetivo da SBA é trabalhar com credores para possibilitar empréstimos para pequenas empresas.

3.i Base de Dados

BASE ORIGINAL & TAMANHO

1 tabela[2] contendo **557.542 empréstimos** (registros).

Período de extração: de **01/10/2009 a 30/09/2019**.

Foi selecionado aleatoriamente **70% da base para o treinamento e 30% da base para teste** dos modelos.

32 Variáveis:

- 19 Qualitativas Nominal - ex: endereço, tipo de entrega do empréstimo
- 3 Qualitativas Ordinal - ex: status empréstimo
- 8 Quantitativas Contínua - ex: valor total empréstimo, data aprovação empréstimo
- 2 Quantitativas Discreta - ex: tamanho contrato (em meses), empregos criados

[2] Base obtida em relatório 2010 - Present SBA 7(a) Loan Data

3.ii. Base de Dados

FILTROS

Base Original
557.542 observações

Os status de empréstimos são:

PIF: pagos completamente
CHGOFF: cobrados (não pagos)
COMMIT: não desembolsados
CANCLD: cancelado
EXEMPT: foram desembolsados mas não foram cancelados

Filtro 1 – Exclusão de casos de empréstimos cancelados e não desembolsados
- 340.553 observações

A ideia é manter somente os empréstimos que foram pagos (*PIF*) e os que deram default (*CHGOFF*).

Base Final
216.989 empréstimos válidos

+216k empréstimos

Com 198.609 pagos completamente (*PIF*) e 18.380 que deram default (*CHGOFF*).

A variável resposta a ser predita é o status do empréstimo: Pago ou não pago.

3.iii. Base de Dados

DESCRIÇÃO VARIÁVEIS

Variáveis Cadastrais

- Nome do tomador do empréstimo e do banco
- Endereço do mutuário e banco: rua, cidade, estado, zip
- Município e estado do Projeto

Variáveis Temporais

- Data de aprovação do empréstimo
- Ano fiscal de aprovação
- Data do primeiro desembolso do empréstimo

Variáveis Financeiras

- Valor total do empréstimo
- Total de garantia do empréstimo do SBA
- Taxa de juros inicial
- Tempo do contrato (em meses)
- Tipo de entrega do empréstimo: definição e regras do SBA.
- RevolverStatus: Empréstimo a prazo (0) ou linha de crédito (1)

Variáveis do Negócio

- Código e descrição de classificação da indústria
- Código e nome da franquia
- Descrição do subprograma
- Tipo do negócio
- **Target**: status do empréstimo (pagou ou não)
- Empregos criados
- Tipo do empréstimo: no caso todos são do tipo 7a

A **variável resposta** para a modelagem é o ***status***. Ela indica se o pagamento do empréstimo foi realizado (0) ou não (*default*, status 1).

Legenda

Qualitativa Nominal *Qualitativa Ordinal* *Quantitativa Contínua* *Quantitativa Discreta*

3.iv. Base de Dados

CRIAÇÃO DE VARIÁVEIS

Baseados nas variáveis da base original, foram criadas features para melhor entender possíveis comportamentos de default.

sameStateLoan	Indica se um mutuário e o banco são do mesmo estado. Regra: 1 quando estado do mutuário (BorrState) é igual ao estado do banco (BankState), 0 caso contrário.
sameCityLoan	Indica se um mutuário e o banco são da mesma cidade. Regra: 1 quando cidade do mutuário (BorrCity) é igual a cidade do banco (BankCity), 0 caso contrário.
Share garantido SBA	Porcentagem do valor emprestado que é garantido pela SBA. (SBAGuaranteedApproval) / (GrossApproval)
AprovaçãoAtéPrimeiroDesembolso (dias)	Tempo em dias da aprovação do empréstimo até o primeiro desembolso. (FirstDisbursementDate) - (ApprovalDate)
Franquia	Variável para indicar se um empréstimo foi para uma franquia. Regra: 1 se tem FranshiseCode, 0 caso contrário.

3.iv. Base de Dados

CRIAÇÃO DE VARIÁVEIS

A cardinalidade do código da indústria é elevada (1202 tipos de classificações). Com isso foi criada uma nova variável para indicar o setor da indústria, conforme abaixo:

CodigoNaics — Sigla de classificação da Indústria Norte-Americana. Cada negócio é classificado baseado em um código de 6 dígitos.

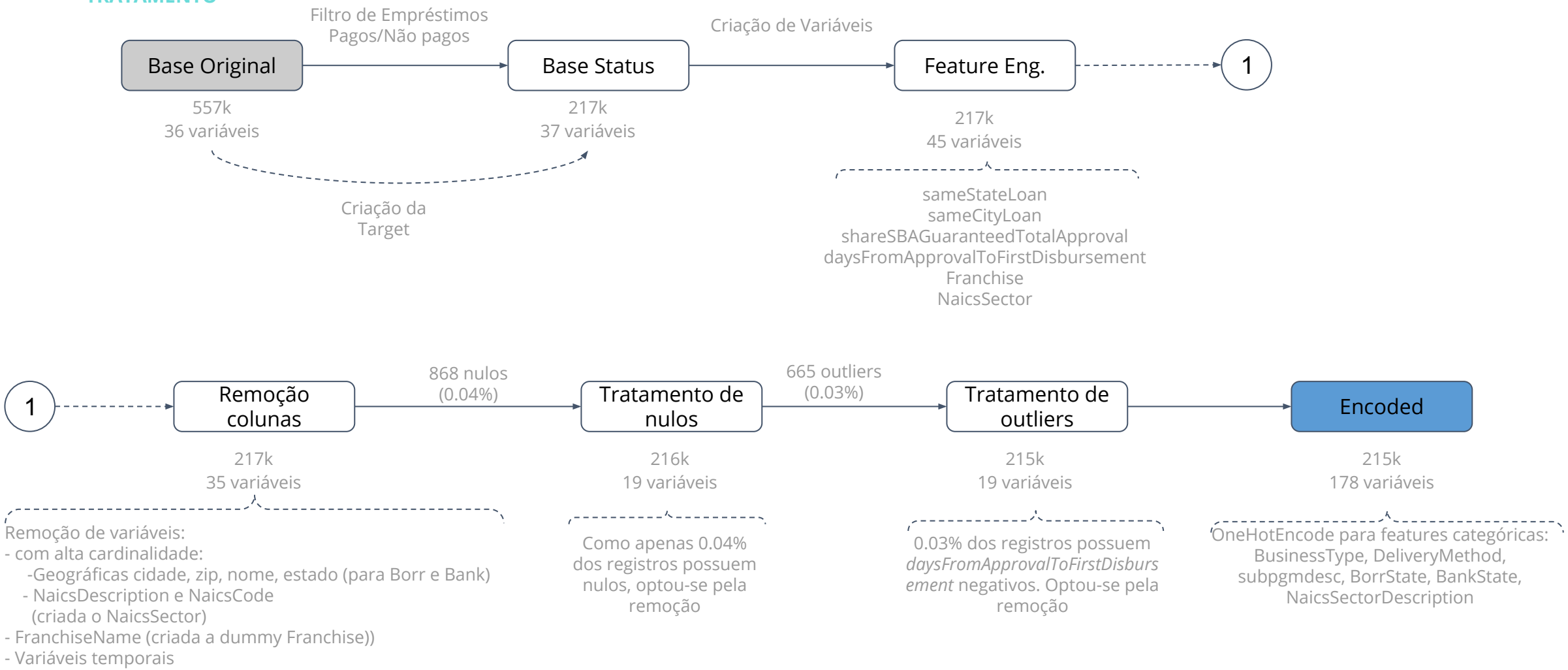
72	2	5	1	4

- **722514: Indústria Nacional** - Cafeterias, Buffets Grill e Buffets
- **72251: Indústria** - Restaurantes e Outros lugares de alimentação
- **7225: Grupo** - Restaurantes e Outros lugares de alimentação
- **722: Subsetor** - Serviços de comida e bebidas
- **72: Setor** - Acomodação e Serviços de comida

SetorNaics — Setor de acordo com a classificação da Indústria Norte-Americana. Ao total são 20 setores.

3.v. Base de Dados

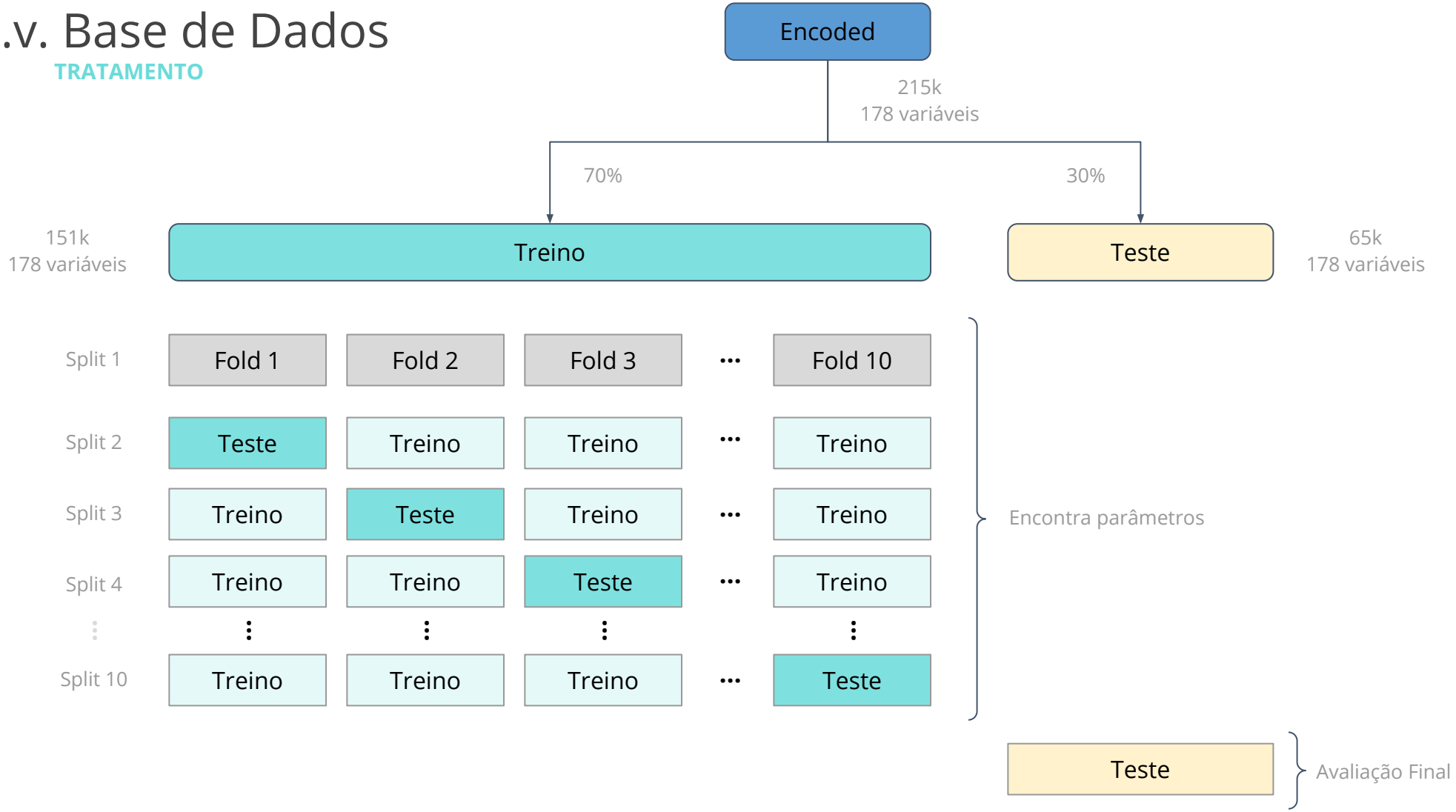
TRATAMENTO



O fluxo acima mostra o processo de geração da ABT, da base original (557k registros e 36 variáveis) até a base final com variáveis categóricas encodadas com uso do OneHotEncoder (215k registros e 178 variáveis).

3.v. Base de Dados

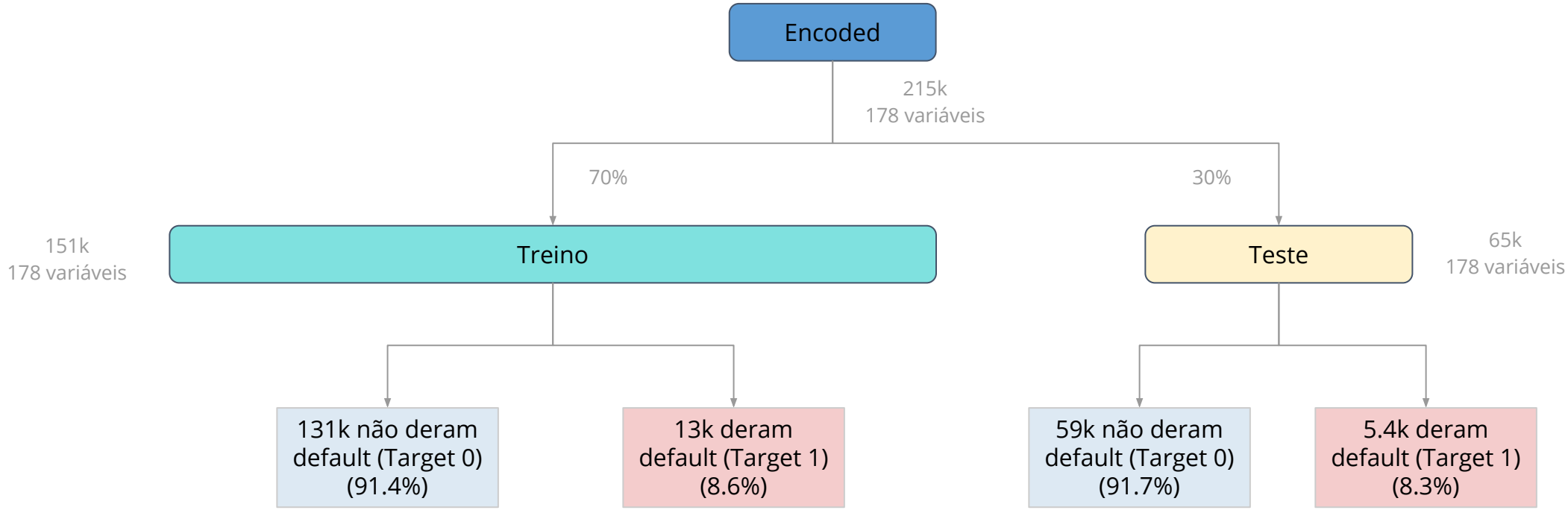
TRATAMENTO



A base gerada do fluxo anterior (Encoded) foi separada em **Treino** e **Teste** **com 70% e 30% de tamanho**, respectivamente. Para a base de treino, foi realizado **Cross-Validation com 10 folds**. E os resultados foram avaliados no grupo de teste.

3.v. Base de Dados

DISTRIBUIÇÃO TARGET



A base de treino possui 150811 registros. Destes 8.57% (12927) deram default. Já a base de teste possui 64634 registros. As quais 8.33% (5382) deram default.

Análise Exploratória de Dados

4. Análise Exploratória de Dados

ANÁLISE DE DISTRIBUIÇÃO

Tabela 1. Valores de média, desvio padrão (DP) e distribuição de percentis.

Variável	Média	DP	P_0	P_{25}	P_{50}	P_{75}	P_{100}
Valor empréstimo (USD)	314K	598K	1.0K	30K	100K	300K	5.0M
Valor Garantia SBA (USD)	234K	470K	0.5K	18K	53K	205K	5.3M
Taxa de juros (%)	6.3	1.4	0.0	5.5	6.0	7.1	12.5
Contrato em meses	104	73	0	60	84	120	360
Linha de crédito	0.35	0.48	0	0	0	1	1
Empregos criados	11.1	22.1	0	2	5	12	2150
Target	0.08	0.28	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
Empréstimo mesmo estado	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0
Empréstimo mesma cidade	0.1	0.3	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
Share garantido SBA	0.64	0.16	0.15	0.50	0.50	0.75	2.25
AprovaçãoAtéPrimeiroDesembolso (dias)	50	130	-3648	0	9	43	3652
Franquia	0.07	0.25	0	0	0	0	1

A tabela 1 mostra a distribuição das variáveis numéricas. O objetivo é entender um pouco do processo gerador dos dados.

4. Análise Exploratória de Dados

ANÁLISE DE DISTRIBUIÇÃO

Tabela 1. Valores de média, desvio padrão (DP) e distribuição de percentis.

Variável	Média	DP	P_0	P_{25}	P_{50}	P_{75}	P_{100}
Valor empréstimo (USD)	314K	598K	1.0K	30K	100K	300K	5.0M
Valor Garantia SBA (USD)	234K	470K	0.5K	18K	53K	205K	5.3M
Taxa de juros (%)	6.3	1.4	0.0	5.5	6.0	7.1	12.5
Contrato em meses	104	73	0	60	84	120	360
Linha de crédito	0.35	0.48	0	0	0	1	1
Empregos criados	11.1	22.1	0	2	5	12	2150
Target	0.08	0.28	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
Empréstimo mesmo estado	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0
Empréstimo mesma cidade	0.1	0.3	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
Share garantido SBA	0.64	0.16	0.15	0.50	0.50	0.75	2.25
AprovaçãoAtéPrimeiroDesembolso (dias)	50	130	-3648	0	9	43	3652
Franquia	0.07	0.25	0	0	0	0	1

- O média do valor total do empréstimo foi de 314k USD. 50% dos empréstimos foram de até 100k USD e 75% até 300k USD. O máximo valor de empréstimo foi 5MM USD.
- A média garantida pelo SBA sobre o valor do empréstimo foi de 234k USD.
- A garantia média dada pelo SBA foi de 64%.

4. Análise Exploratória de Dados

ANÁLISE DE DISTRIBUIÇÃO

Tabela 1. Valores de média, desvio padrão (DP) e distribuição de percentis.

Variável	Média	DP	P_0	P_{25}	P_{50}	P_{75}	P_{100}
Valor empréstimo (USD)	314K	598K	1.0K	30K	100K	300K	5.0M
Valor Garantia SBA (USD)	234K	470K	0.5K	18K	53K	205K	5.3M
Taxa de juros (%)	6.3	1.4	0.0	5.5	6.0	7.1	12.5
Contrato em meses	104	73	0	60	84	120	360
Linha de crédito	0.35	0.48	0	0	0	1	1
Empregos criados	11.1	22.1	0	2	5	12	2150
Target	0.08	0.28	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
Empréstimo mesmo estado	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0
Empréstimo mesma cidade	0.1	0.3	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
Share garantido SBA	0.64	0.16	0.15	0.50	0.50	0.75	2.25
AprovaçãoAtéPrimeiroDesembolso (dias)	50	130	-3648	0	9	43	3652
Franquia	0.07	0.25	0	0	0	0	1

- A taxa de juros média foi de 6.3% , com um desvio de 1.4%.
- A duração média do empréstimo é de 104 meses, ou seja 8 anos e 8 meses .
- 8% dos empréstimos deram *default.*
- 7% dos empréstimos foram de franquias.

4. Análise Exploratória de Dados

ANÁLISE DE DISTRIBUIÇÃO

Tabela 1. Valores de média, desvio padrão (DP) e distribuição de percentis.

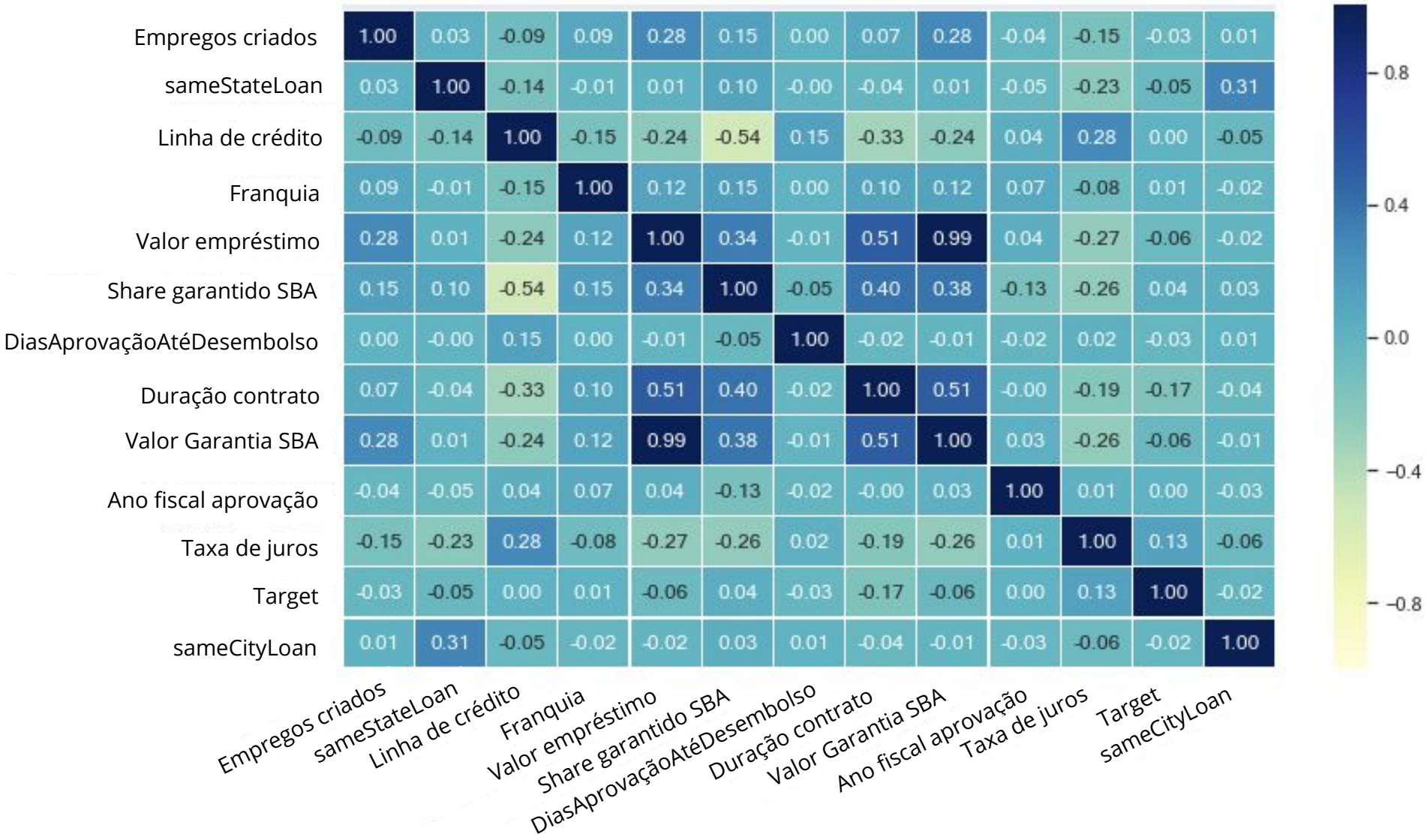
Variável	Média	DP	P_0	P_{25}	P_{50}	P_{75}	P_{100}
Valor empréstimo (USD)	314K	598K	1.0K	30K	100K	300K	5.0M
Valor Garantia SBA (USD)	234K	470K	0.5K	18K	53K	205K	5.3M
Taxa de juros (%)	6.3	1.4	0.0	5.5	6.0	7.1	12.5
Contrato em meses	104	73	0	60	84	120	360
Linha de crédito	0.35	0.48	0	0	0	1	1
Empregos criados	11.1	22.1	0	2	5	12	2150
Target	0.08	0.28	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
Empréstimo mesmo estado	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0
Empréstimo mesma cidade	0.1	0.3	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
Share garantido SBA	0.64	0.16	0.15	0.50	0.50	0.75	2.25
AprovaçãoAtéPrimeiroDesembolso (dias)	50	130	-3648	0	9	43	3652
Franquia	0.07	0.25	0	0	0	0	1

- 35% dos empréstimos foram do tipo linha de crédito rotativo (*Linha de crédito* igual a 1). 65% foram a prazo (*Linha de crédito* igual a 0).
- Os empréstimos propiciaram a criação, em média, de 11.1 empregos (Variável *Empregos criados*). 75% dos empréstimos geraram até 12 empregos.

4. Análise Exploratória de Dados

CORRELAÇÃO DE VARIÁVEIS

Tabela 2. Matriz de correlacão de Pearson

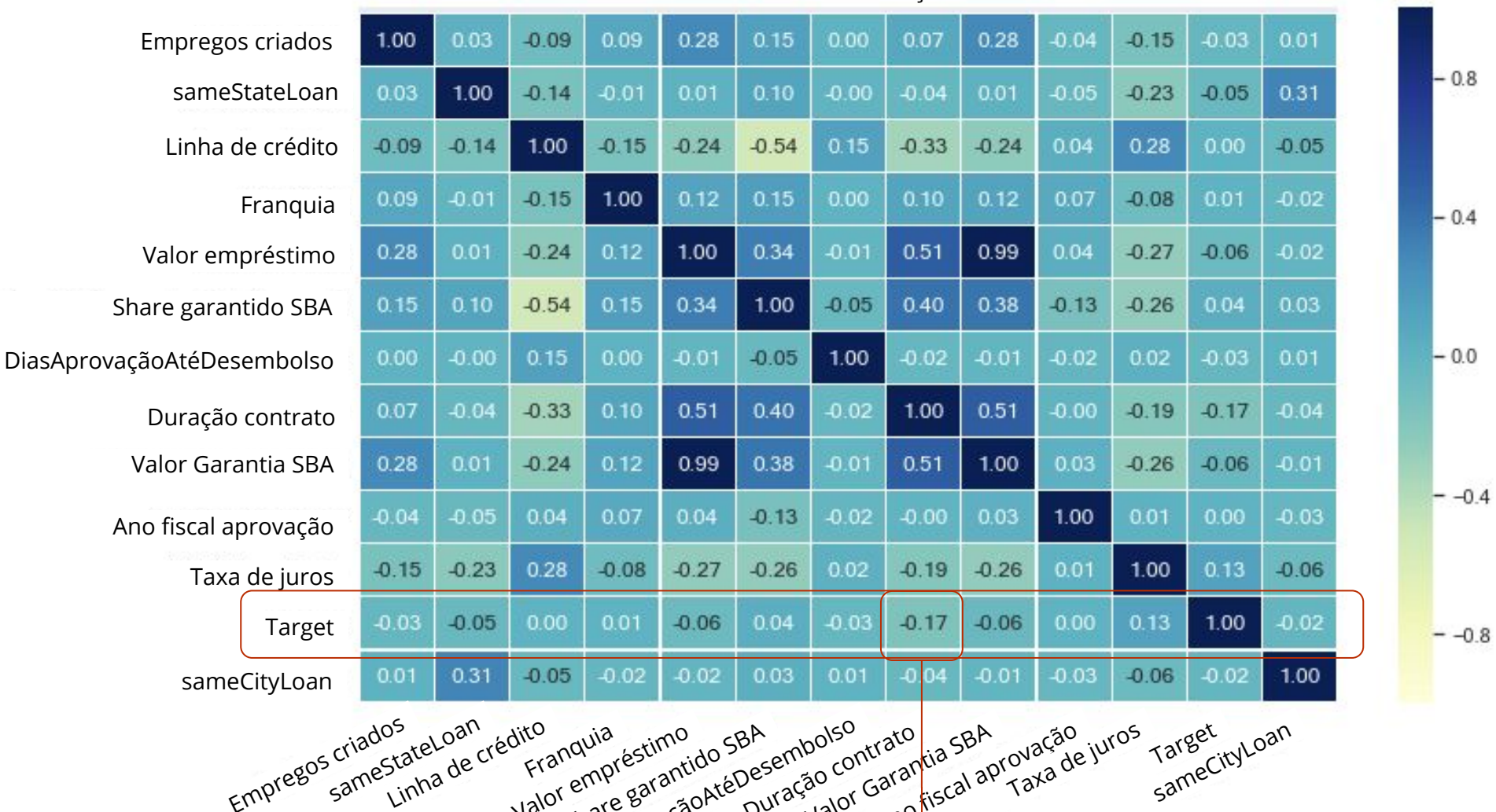


Na tabela 2 temos as **correlações de Pearson entre as variáveis.** Ela mede a correlação linear entre duas variáveis, tendo um valor entre +1 e -1. +1 indica correlação linear perfeita positiva, 0 diz que não há correlação e -1 indica uma correlação perfeita negativa.

4. Análise Exploratória de Dados

CORRELAÇÃO DE VARIÁVEIS

Tabela 2. Matriz de correlação de Pearson

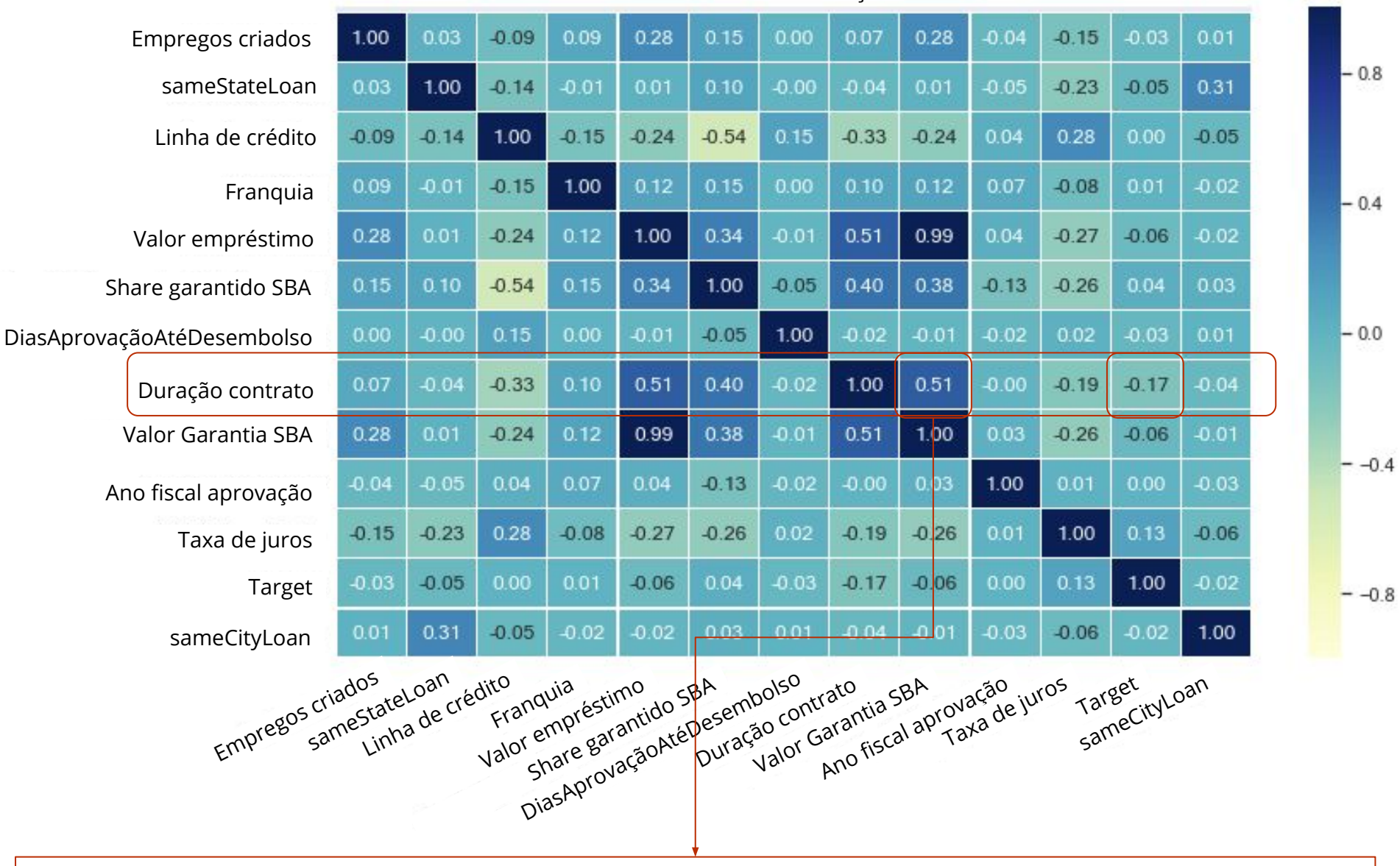


O **tempo de duração do empréstimo** tem uma alta correlação negativa com a **target** (-17%)

4. Análise Exploratória de Dados

CORRELAÇÃO DE VARIÁVEIS

Tabela 2. Matriz de correlação de Pearson

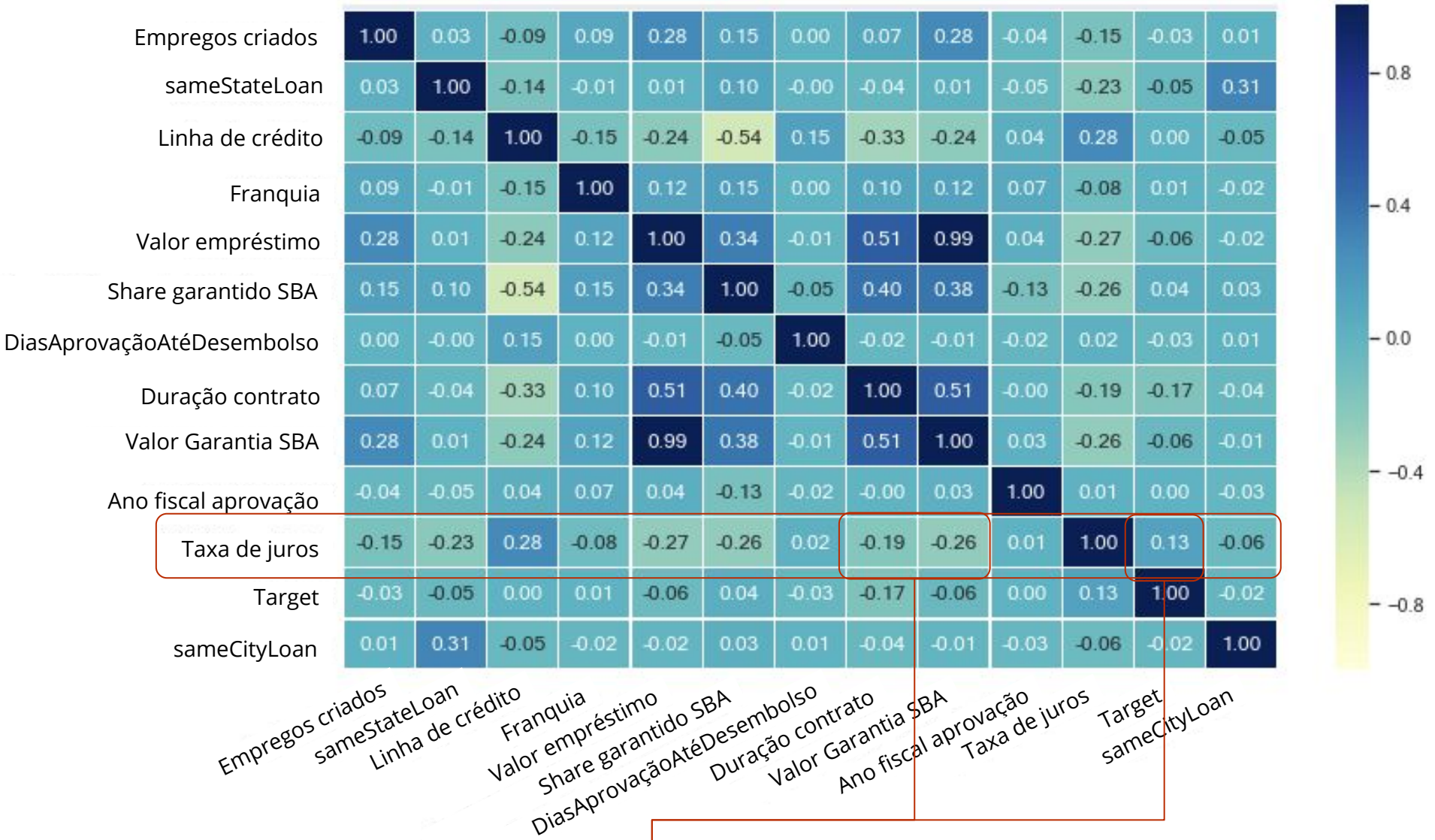


O **tempo de duração do empréstimo** está diretamente relacionado com o **valor total do empréstimo** (51%), bem como o quanto o SBA garante sobre o valor (51%).

4. Análise Exploratória de Dados

CORRELAÇÃO DE VARIÁVEIS

Tabela 2. Matriz de correlação de Pearson

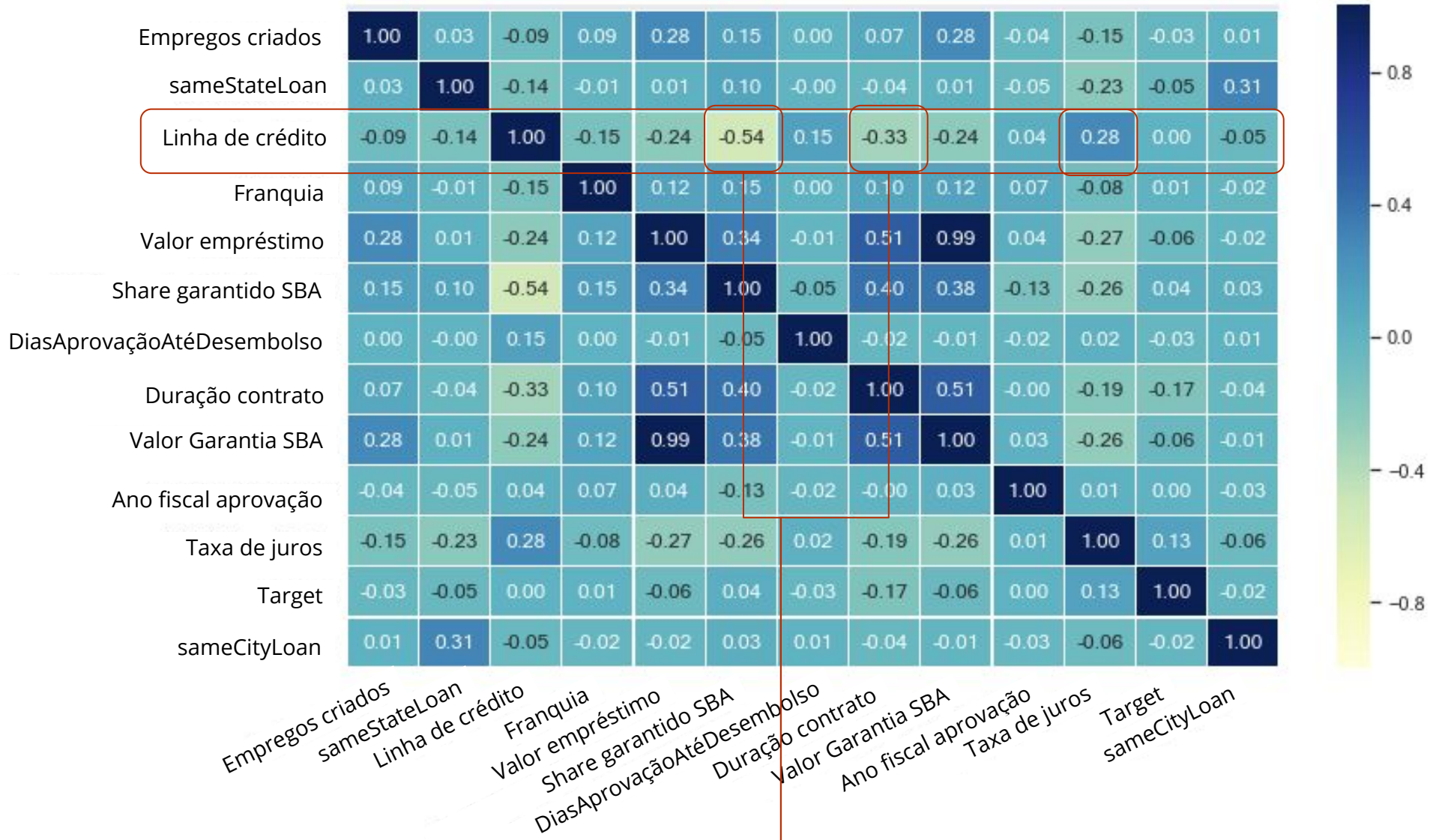


A **taxa de juros inicial** tem correlação positiva com a target, 13%. E tem correlação negativa com o quanto o **SBA garante sobre o empréstimo** (26%) e o **tempo de duração do empréstimo** (-19%)

4. Análise Exploratória de Dados

CORRELAÇÃO DE VARIÁVEIS

Tabela 2. Matriz de correlação de Pearson

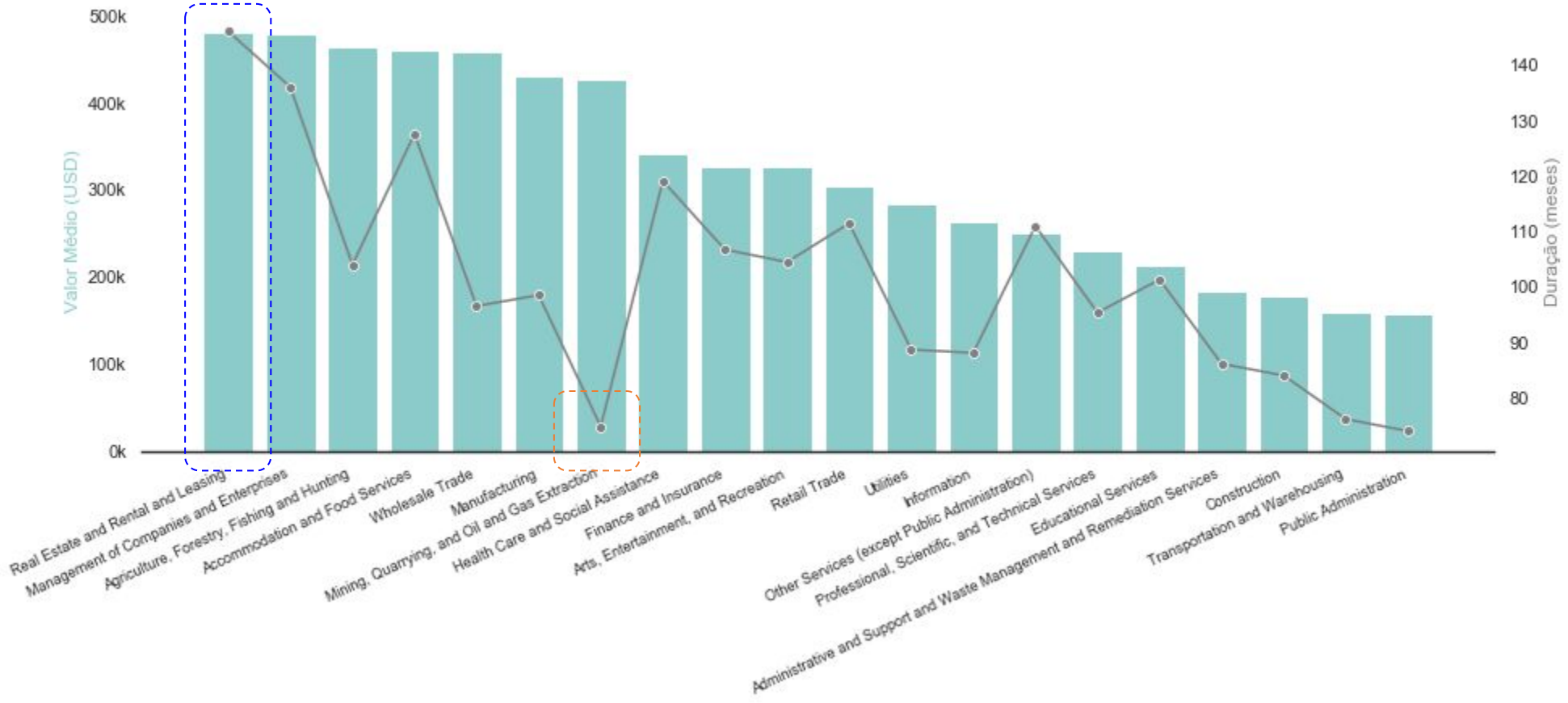


Linha de crédito tem uma correlação negativa com o **tempo de duração do empréstimo** (-33%) e o quanto o **SBA garante sobre o empréstimo** (-54%). Essa métrica diz se o empréstimo foi a prazo (*term*) ou rotativo (*revolving*). Sendo *revolver* igual a 1, faz sentido pois empréstimos rotativos são mais flexíveis mas em compensação tem uma taxa de juros inicial maior (+28% com InitialInterestRate).

4. Análise Exploratória de Dados

SETORES

Valor Médio e Duração de Empréstimo (em meses) por Setor

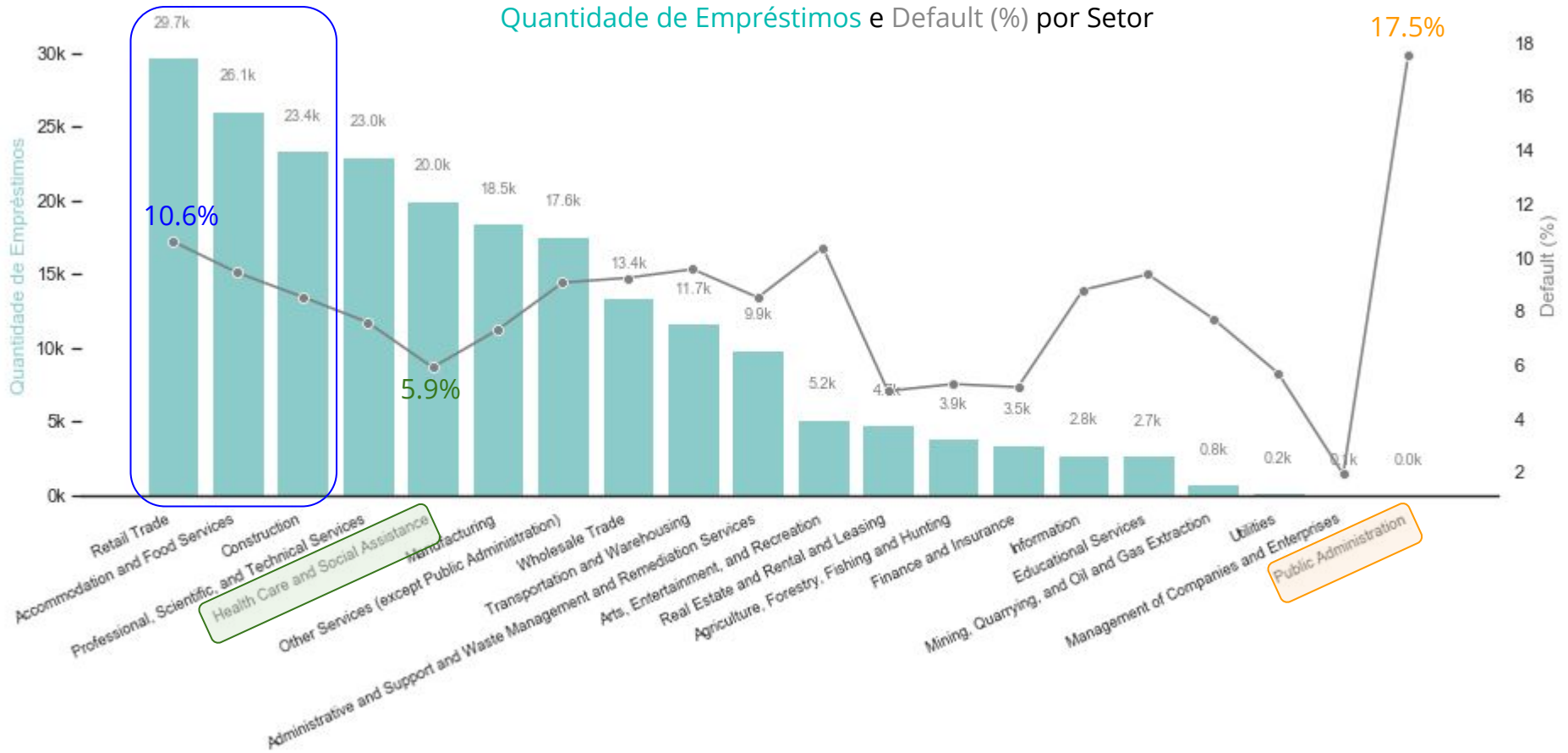


O setor de Imóveis, Aluguel e Locação (*Real Estate, Rental and Leasing*) tem o maior valor médio de empréstimo (481k USD) e maior tempo de duração (146 meses).

Mineração, Extração, Óleo (*Mining, Quarrying and Oil*) é um dos setores com menor tempo de duração média do empréstimo, 75 meses.

4. Análise Exploratória de Dados

SETORES



Comércio (*Retail Trade*), Acomodação e Alimentação (*Accommodation and Food Services*) e Construção (*Constructions*) foram os setores que mais realizaram empréstimos, representando 36.5% dos empréstimos.

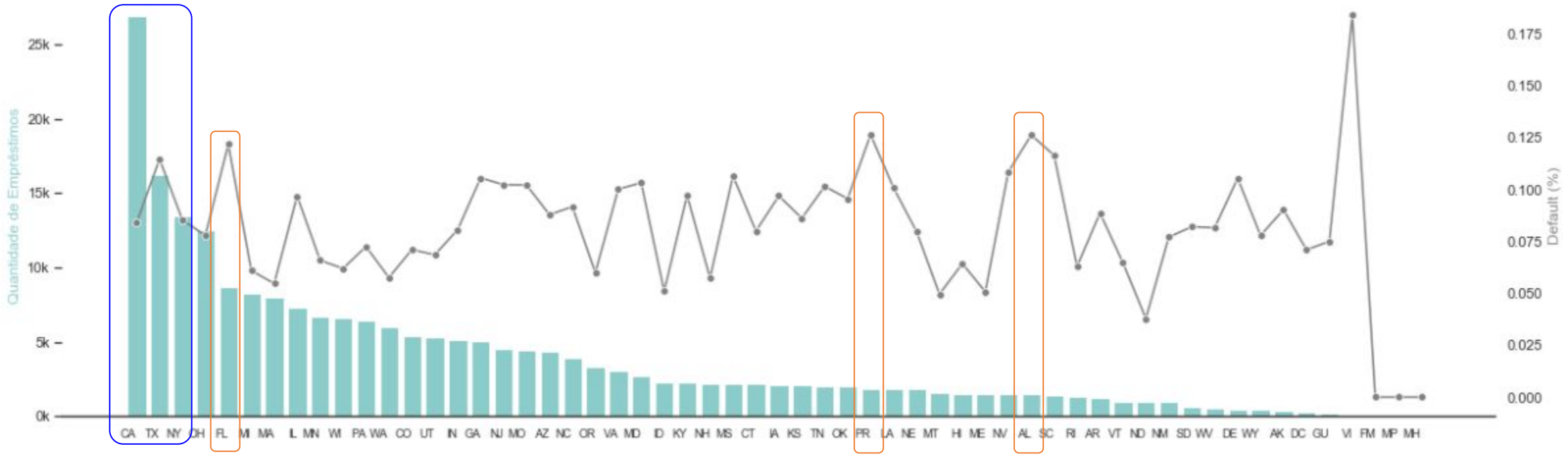
Administração Pública (*Public Administration*) teve a maior taxa de default (17.5%) porém ela representou uma pequena parcela dos empréstimos (0.02%).

A taxa de default para comércio foi de 10.6%. Nos top 5 maiores setores em volume de empréstimos, Planos de Saúde e Assistência Social (*Health Care and Social Assistance*) teve o menor taxa de default, 5.9%.

4. Análise Exploratória de Dados

ESTADO

Quantidade de Empréstimos e Default (%) por Estado



CA (Califónia, 12.4%), TX (Texas, 7.5%) e NY (Nova Iorque, 6.2%) foram os estados com maior volume de empréstimos (26% de todos os empréstimos)

PR (Puerto Rico), AL (Alabama) e FL (Flórida) foram os estados com o maior percentual de default (13%, 13% e 12% respectivamente). VI (Virginia) teve a maior taxa de default (18%) porém somente 38 empréstimos (0.02%) foram realizados.

4. Análise Exploratória de Dados

TIPOS DE NEGÓCIO

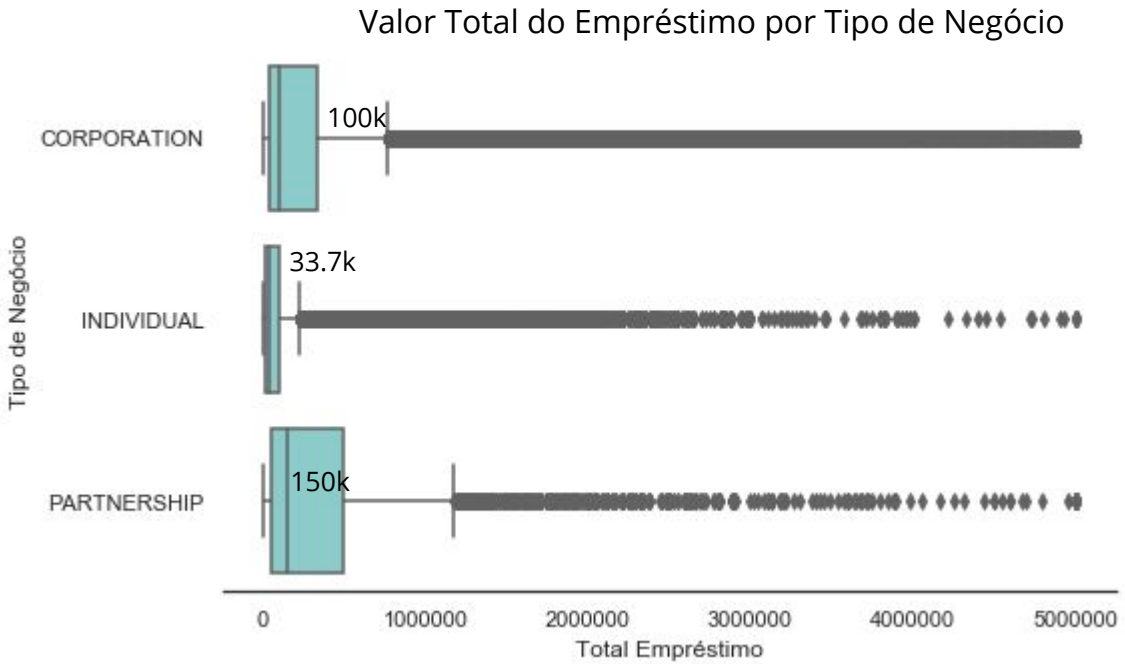


Tabela 3. Valores de média, desvio padrão (DP) e distribuição de percentis.

Tipo de Negócio	Corporation	Individual	Partnership
Quantidade	187k (86.3%)	25.9k (12%)	3.8k (1.8%)
Média	333.1K	154.3K	459.8K
DP	615.5K	373.4K	752.3K
P_0	1.0K	2.3K	3.0K
P_{25}	40.0K	17.2K	50.0K
P_{50}	100.0K	33.7K	150.0K
P_{75}	331.3K	100.0K	500.0K
P_{100}	5.0M	5.0M	5.0M

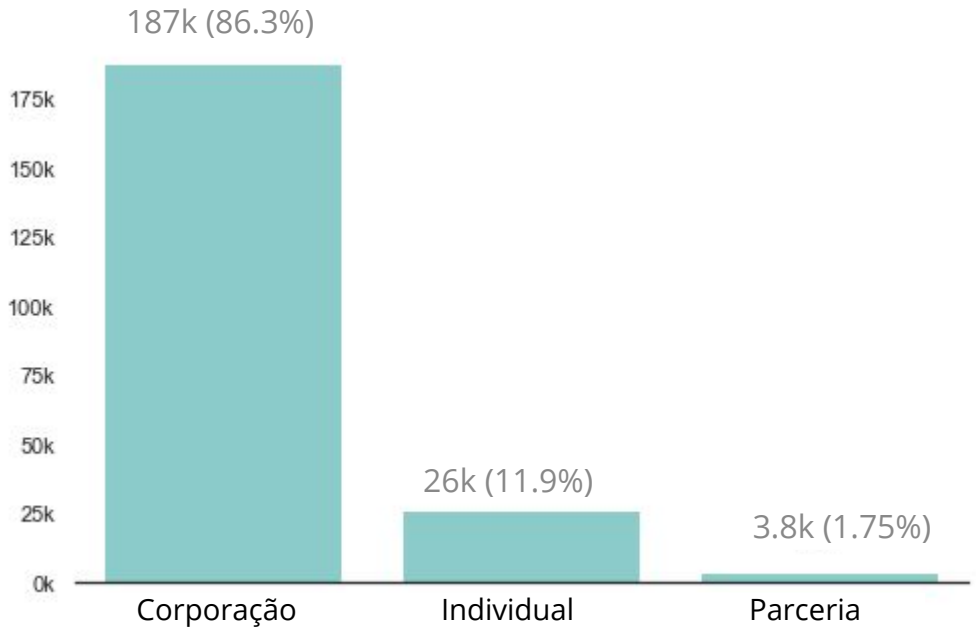
Comparando pelos tipos de negócio, **negócios Individuais têm menor mediana (33.7k USD)** comparado com Corporação (100k USD, Corporation) e Parceria (150k USD, Partnership)

A Tabela 3 mostra que a média dos empréstimos individuais é a menor, em 154k USD. Até 75% desses empréstimos tiveram valor até 100k USD.

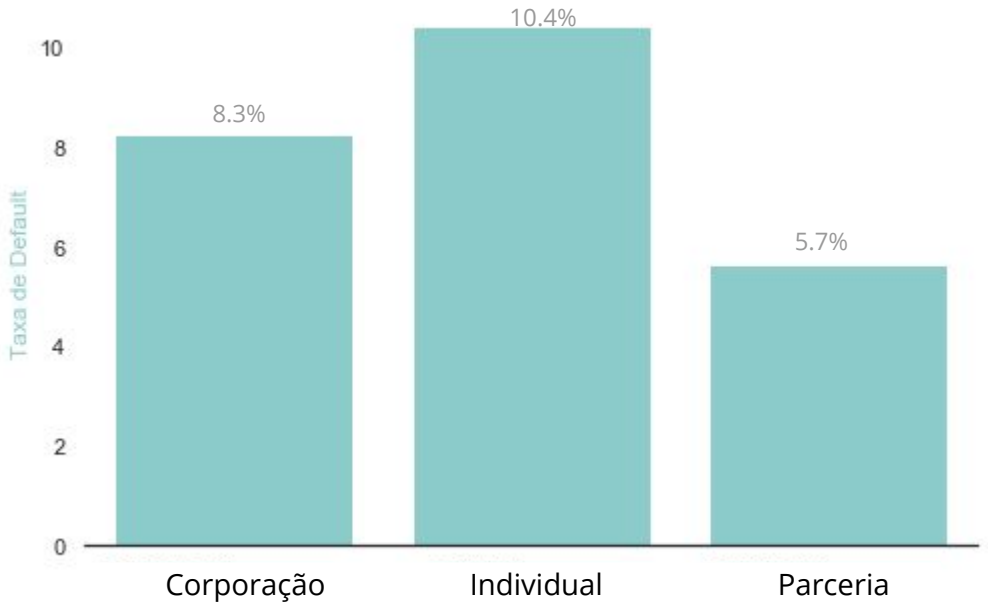
4. Análise Exploratória de Dados

TIPOS DE NEGÓCIO

Volume de Empréstimos por Tipo de Negócio



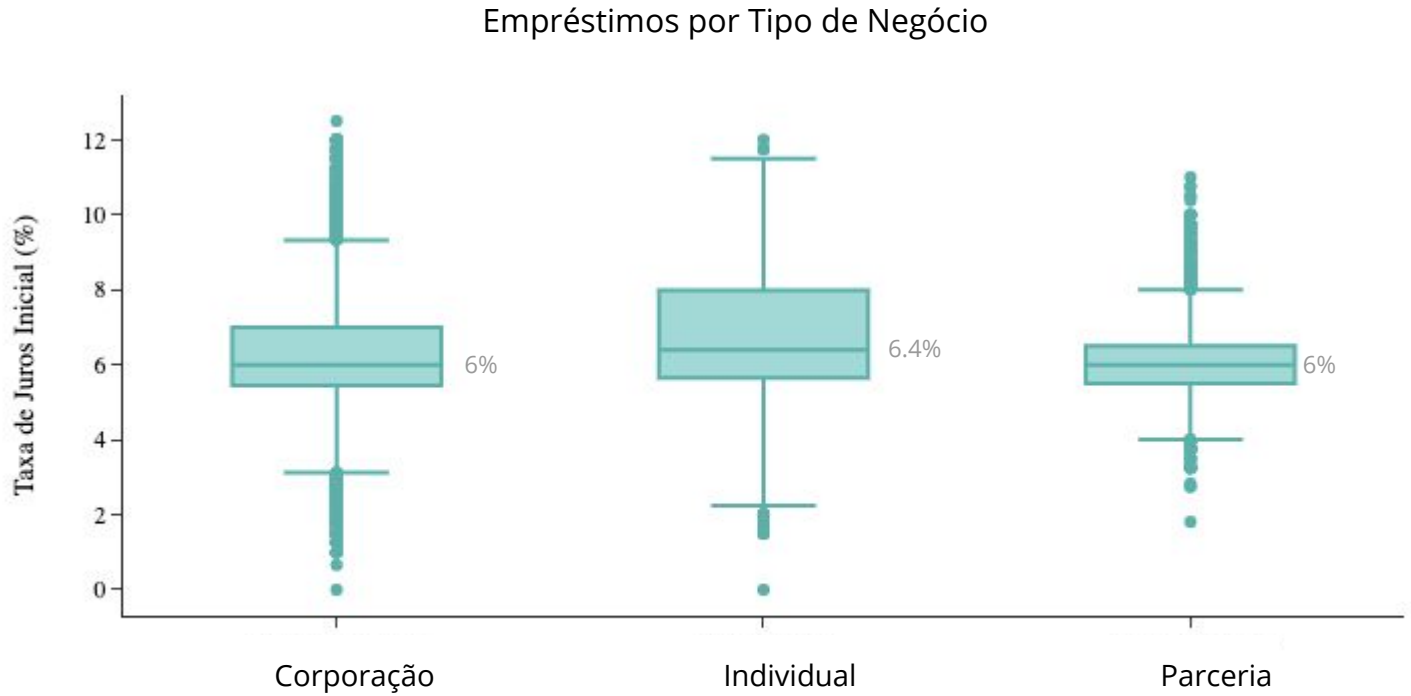
Taxa de Default por tipo de Negócio



86% dos empréstimos foram de negócios do **tipo Corporação**. Já **empréstimos Individuais representaram 11.9% da base** e a ***taxa de default*** **foi a maior** (10.4% dos empréstimos não foram pagos), versus uma taxa de default de 5.7% para Parceria e 8.26% para Corporação.

4. Análise Exploratória de Dados

TAXA DE JUROS



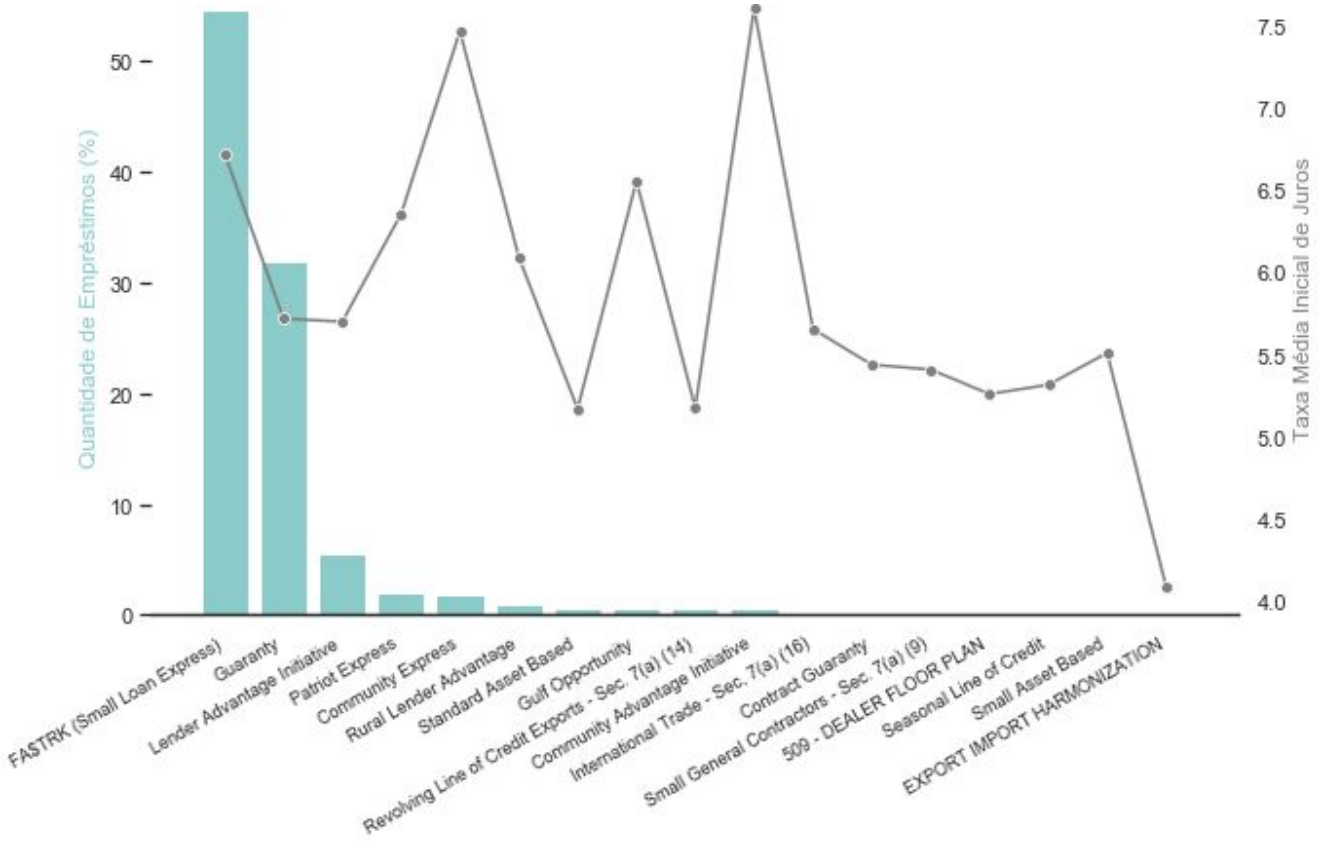
A taxa inicial de juros varia conforme o tipo de negócio. Vemos que a **distribuição dos juros para negócios do tipo Individual é maior do que Corporação e Parceria**.

A mediana da taxa de juros foi de 6% para Parceria e Corporação e 6.4% para Individual.

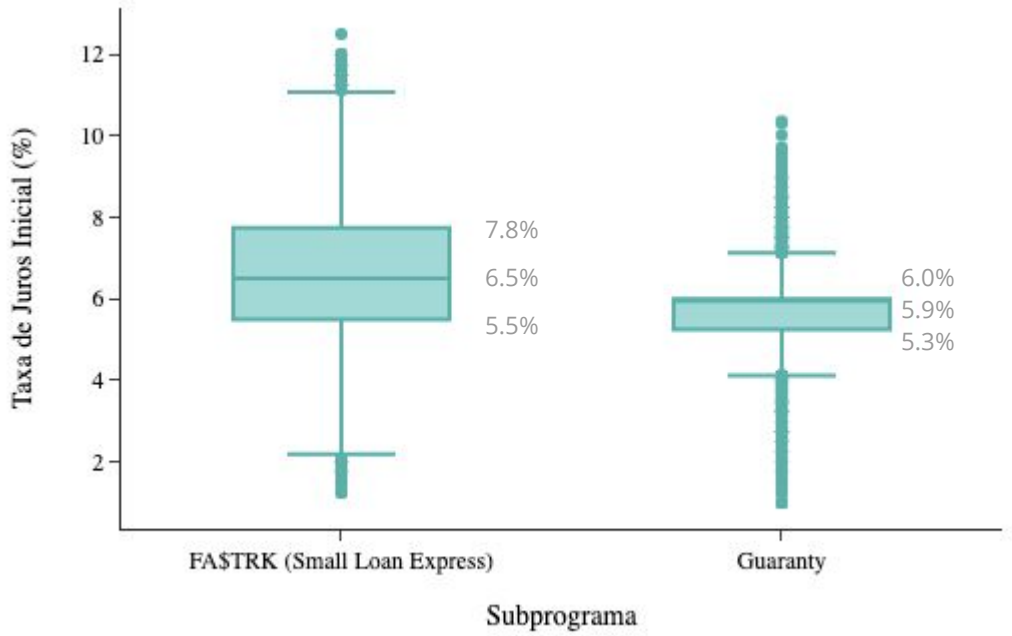
4. Análise Exploratória de Dados

TAXA DE JUROS

Representatividade e Taxa Média Inicial de Juros por Subprograma



Comparação Taxa de Juros Inicial por Subprograma



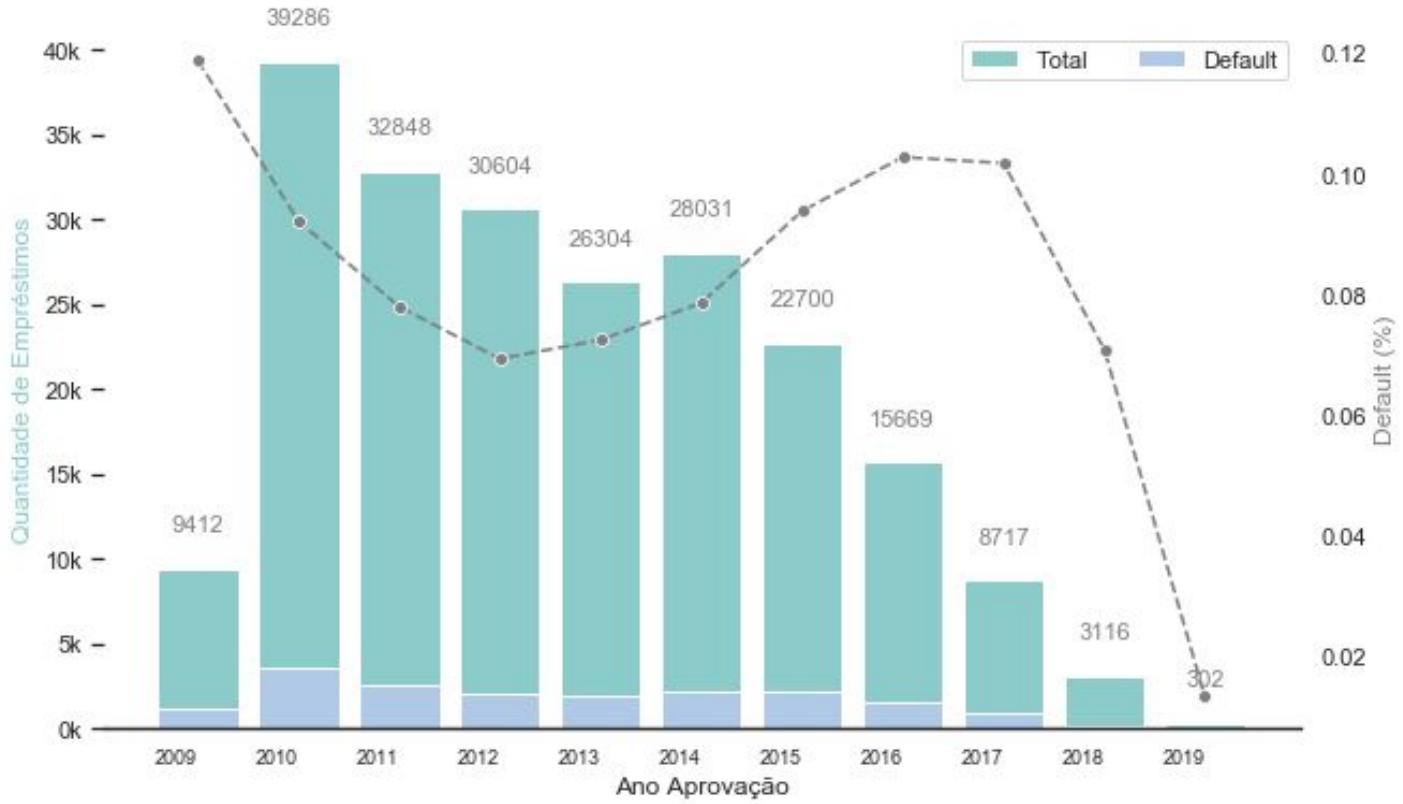
Os ***subprogramas*** do tipo **FA$TRK (Small Loan Express) [até USD 350k]** e **Guaranty [onde mutuário paga taxa para a SBA] representaram mais de 86% dos empréstimos.** Vemos uma grande diferença entre as taxas de juros iniciais, variando entre 4% e 7.6%.

Pelo boxplot, comparando os dois principais subprogramas, vemos que a distribuiçõess das taxas de juros iniciais para subprograma *Small Loan Express* é maior que o *Guaranty*. A mediana de *Small Loan Express* é de 6.5% enquanto que *Guaranty* teve mediana de 5.9%.

4. Análise Exploratória de Dados

TAXA DE JUROS

Quantidade de Empréstimos e Default (%) por Ano



A base possui dados de **empréstimos de 01/10/2009 até 30/09/2019**. Podemos ver que o **volume de empréstimos anuais**, considerando anos completos, **caiu ao longo do tempo (de 2010 a 2012)**. As maiores taxas de default foram em 2009, muito provavelmente relacionado a crise de 2008.

Modelagem

O que fizeram os empréstimos darem default?

5. Modelagem

1

Abordagem adotada

Para o problema proposto, optou-se por criar um modelo preditivo usando um classificador.

Foram ajustadas 2 técnicas de modelagem estatísticas (Regressão Logística e Random Forest) e 3 técnicas de machine learning (Redes Neurais, Gradient Boosting e XGradient Boosting).

Usou-se *Filtro, Wrapper e Embedded* como métodos de seleção de variáveis e hiperparâmetros e cross validation para ambos os modelos.

2

Estratégia

Baseado no melhor modelo otimizado, usar as importâncias das features como forma de interpretar fatores que indicam a maior propensão ao default de um empréstimo.

5. Modelagem

MÉTODOS DE SELEÇÃO

Filtro

Seleciona as propriedades intrínsecas das variáveis, ou seja, a relevância das mesmas. Foi usado o **teste chi-quadrado.** Quanto maior o valor do chi-quadrado indica que a hipótese de independência de duas variáveis é incorreta.

Wrapper

Avaliam um subconjunto de variáveis empregando uma estratégia de busca. Foi usado o **RFE (Recursive Feature Elimination)**. Começa com todas as variáveis do conjunto de treinamento e vai removendo features. Rankeia pela importância, descarta as menos importantes e re-treina o modelo, repetindo o processo.

Random Forest

Estratégia **baseada em árvore**. Variáveis que são selecionadas no topo das árvores são em gerais mais importantes que as selecionadas nos nós finais das árvores. De forma geral, os splits mais ao topo possuem maior ganho de informação.

5. Modelagem

MÉTODOS DE SELEÇÃO

Filtro

10 variáveis selecionadas

Wrapper

89 variáveis selecionadas

Random Forest

19 variáveis selecionadas

Durante o desenvolvimento do projeto, foram utilizados como critérios de seleção para a modelagem a presença da variável selecionada por ao menos um dos três métodos acima

5. Modelagem

MÉTODOS DE SELEÇÃO

Tabela 4. Variáveis selecionadas por pelo menos dois métodos:
Chi-quadrado (chi2), Recursive feature elimination (RFE) e Random forest (RF)

Variáveis	chi2	RFE	RF
Empréstimo mesmo estado	1	1	1
fklearn_feat__BankState==SD	1	1	1
Contrato em meses	1	1	1
Share garantido SBA	0	1	1
fklearn_feat__subpgmdesc==Community Express	1	1	0
fklearn_feat__NaicsSectorDescription==Retail Trade	0	1	1
fklearn_feat__NaicsSectorDescription==Professional, Scientific, and Technical Services	0	1	1
fklearn_feat__NaicsSectorDescription==Other Services (except Public Administration)	0	1	1
fklearn_feat__NaicsSectorDescription==Manufacturing	0	1	1
fklearn_feat__NaicsSectorDescription==Construction	0	1	1
fklearn_feat__NaicsSectorDescription==Accommodation and Food Services	0	1	1
fklearn_feat__DeliveryMethod==PLP	1	1	0
fklearn_feat__DeliveryMethod==COMM EXPRS	1	1	0
fklearn_feat__BusinessType==CORPORATION	0	1	1
fklearn_feat__BankState==OH	0	1	1
fklearn_feat__BankState==AL	1	1	0
AprovaçãoAtéPrimeiroDesembolso (dias)	0	1	1
Valor Garantia SBA	0	1	1
SBADistrictOffice	0	1	1
Linha de crédito	0	1	1
Empregos criados	0	1	1
Taxa de juros	0	1	1
Valor empréstimo	0	1	1

Variáveis que foram selecionadas pelos 3 métodos de seleção

Variáveis que foram selecionadas por pelo menos 2 métodos de seleção

A tabela 3 mostra as variáveis que foram selecionadas por ao menos dois dos métodos de seleção de variáveis.

5. Modelagem

MÉTODOS DE SELEÇÃO

Para cada técnica de estatística tradicional, realizamos a modelagem utilizando duas abordagens:

1. Modelo com todas as variáveis: 178 features

2. Modelo usando as variáveis que foram selecionadas por pelo menos um dos métodos de seleção de variáveis: 92 features

- Estatística Tradicional -

- Modelagem -

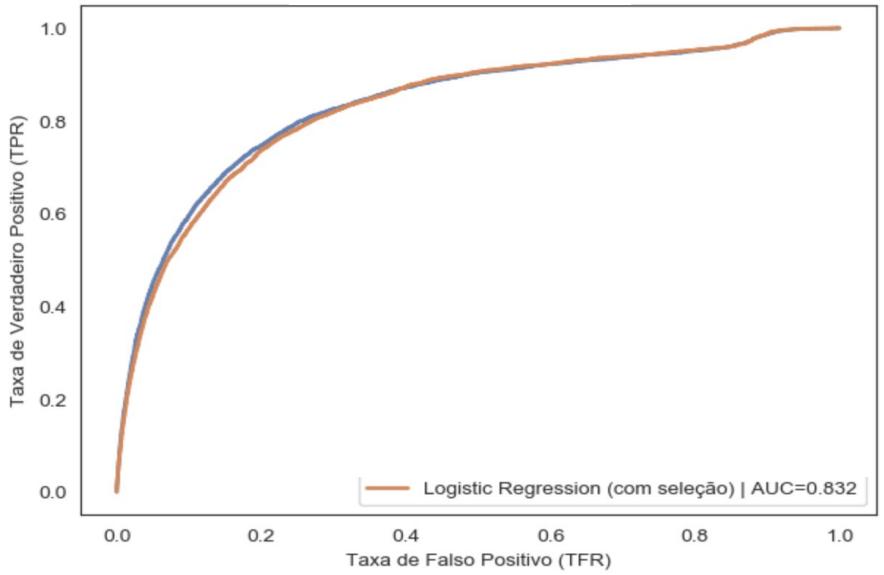
Regressão Logística

- Estatística Tradicional -

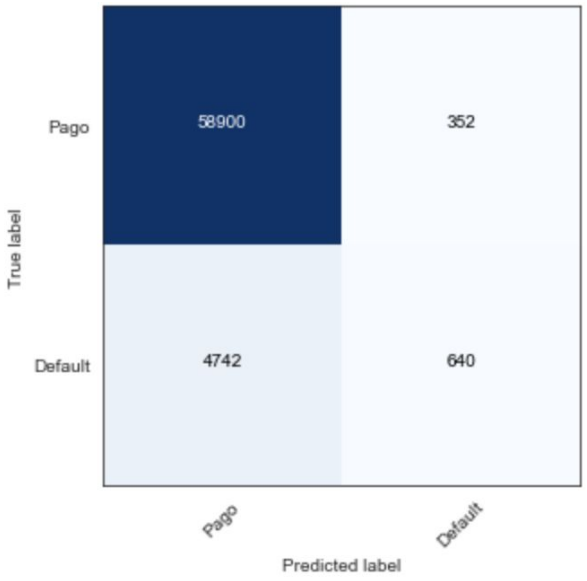
5. Modelagem | Regressão Logística (RL)

Utilizando Hiperparâmetros e Cross Validation (10 folds), os melhores parâmetros para a Regressão Logística com todas as variáveis (RL) foram: C = 100, penalty = L1. Com a seleção de variáveis, os mesmo parâmetros foram selecionados.

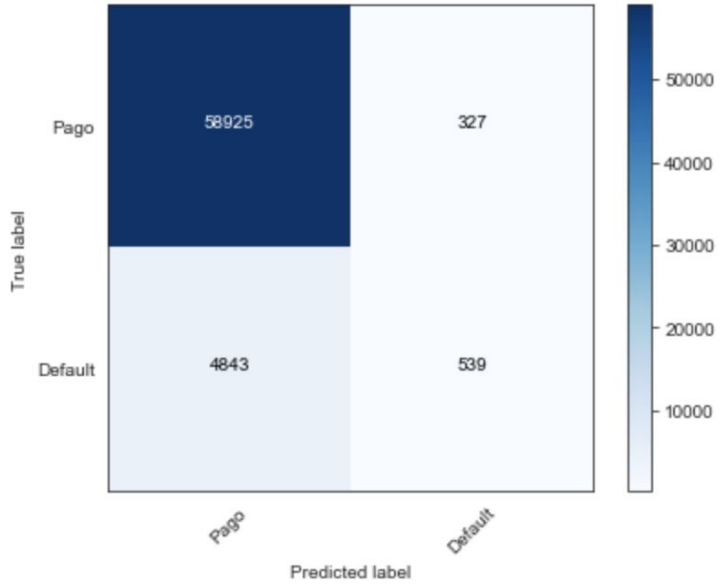
Curvas ROC (Teste)



Matriz de Confusão: RL sem Feature Selection



Matriz de Confusão: RL com Feature Selection



Modelo	AUC ROC (Treino)	AUC ROC (Teste)
RL sem Feature Selection	0.841	0.837
RL com Feature Selection	0.834	0.832

Modelo	Acurácia (Treino	Acurácia (Teste)	Precision (Treino)	Precision (Teste)	Recall (Treino)	Recall (Teste)
RL sem Feature Selection	91.95	92.12	66.39	64.52	12.32	11.89
RL com Feature Selection	91.84	92.00	64.77	62.24	10.57	10.01

A **Regressão Logística (RL) com todas as variáveis (sem feature selection)** apresentou **melhores Precision e Recall** em relação à RL com Feature Selection. Em termos de AUC ROC ambas possuem áreas parecidas (~0.83). A **precisão** indica que o modelo com todas as variáveis acerta **64.5%** dos previstos default. No entanto, o **recall de 11.89%** indica que o modelo ainda não é capaz de identificar a maior parte dos defaults.

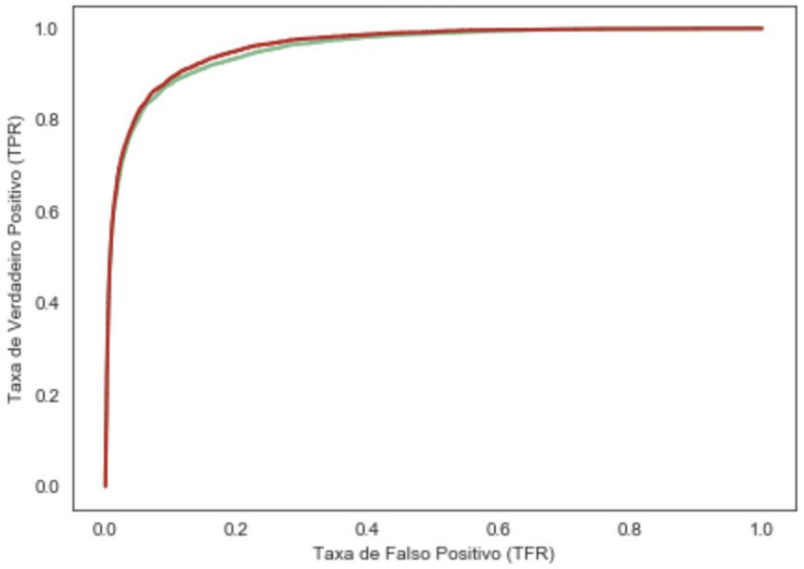
Random Forest

- Estatística Tradicional -

5. Modelagem | Random Forest (RF)

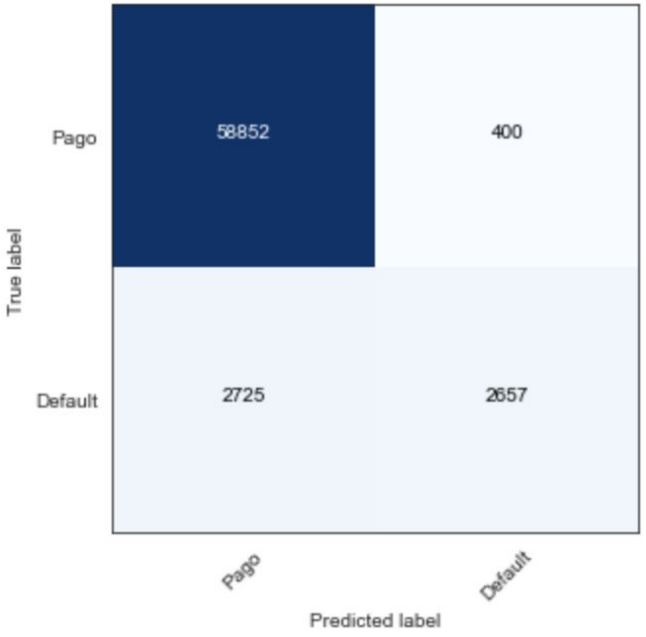
Os melhores parâmetros para a Random Forest foram: max_depth = 100, min_samples_leaf = 2, min_samples_split = 10, max_features = sqrt e n_estimators = 400.

Curvas ROC (Teste)

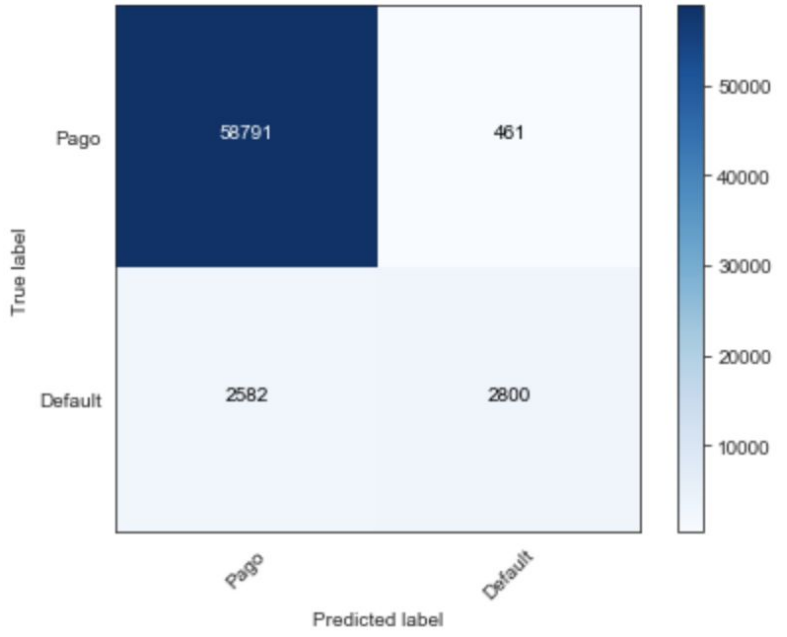


Modelo	AUC ROC (Treino)	AUC ROC (Teste)
RF sem Feature Selection	0.998	0.956
RF com Feature Selection	0.998	0.962

Matriz de Confusão: RF sem Feature Selection



Matriz de Confusão: RF com Feature Selection



Modelo	Acurácia (Treino	Acurácia (Teste)	Precision (Treino)	Precision (Teste)	Recall (Treino)	Recall (Teste)
RF sem Feature Selection	96.92	94.74	97.09	88.06	66.09	42.62
RF com Feature Selection	97.67	95.05	97.29	87.57	74.91	47.27

A **Random Forest com seleção de variáveis** **apresentou uma melhora** em relação ao modelo com todas as variáveis. A redução do número de variáveis e, portanto, da dimensionalidade dos dados teve um efeito positivo na modelagem.

- Machine Learning -

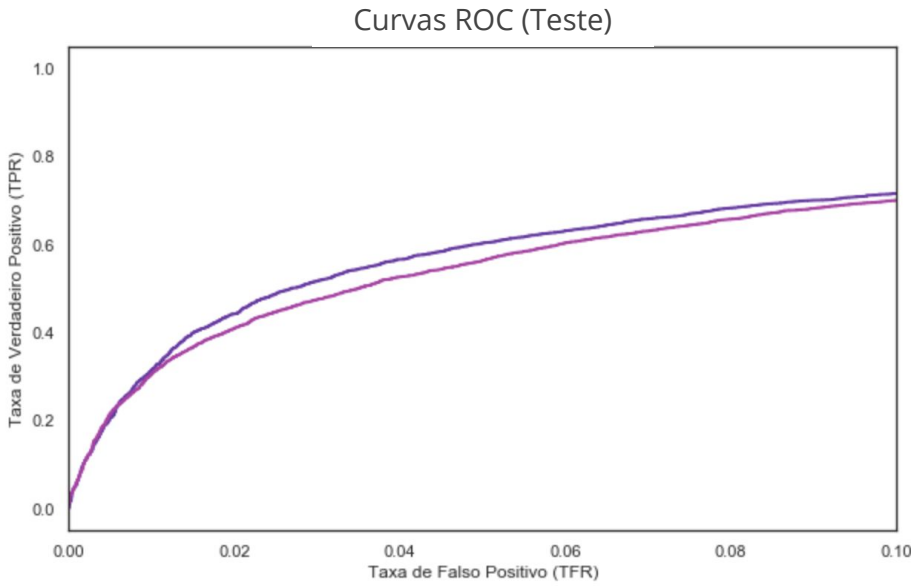
- Modelagem -

Redes Neurais

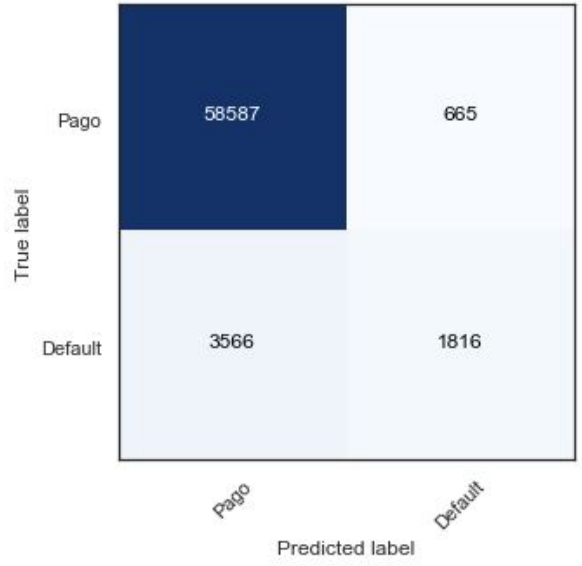
- Machine Learning -

5. Modelagem | Redes Neurais (NN)

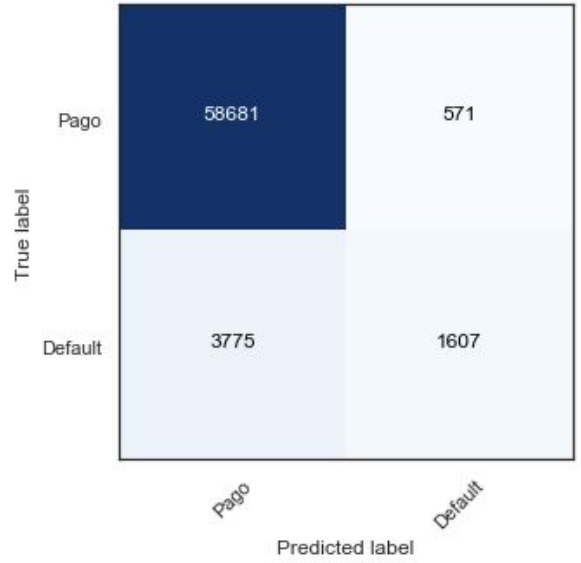
Os melhores parâmetros para as redes neurais foram: batch_size = 40, epochs = 100, optimizer = SDG, learn_rate = 0.01, momentum = 0.9, init_mode = uniform, activation = softmax, weight_contraint = 4, dropout_rate = 0.2 e neurons = 15.



Matriz de Confusão: RF sem Feature Selection



Matriz de Confusão: RF com Feature Selection



Modelo	AUC ROC (Treino)	AUC ROC (Teste)
NN sem Feature Selection	0.905	0.887
NN com Feature Selection	0.899	0.889

Modelo	Acurácia (Treino	Acurácia (Teste)	Precision (Treino)	Precision (Teste)	Recall (Treino)	Recall (Teste)
NN sem Feature Selection	93.53	93.45	77.45	73.20	34.57	33.74
NN com Feature Selection	93.26	93.28	77.49	73.78	30.09	29.86

Redes Neurais (NN) com todas as variáveis (sem feature selection) apresentou melhores Precision e Recall em relação a RL com Feature Selection. Em termos de AUC ROC ambos possuem áreas parecidas (~0.88). A precisão indica que o modelo com todas as variáveis acerta 73.2% dos previstos default. O recall de 33.7% indica que o modelo identifica apenas 33.7% dos defaults.

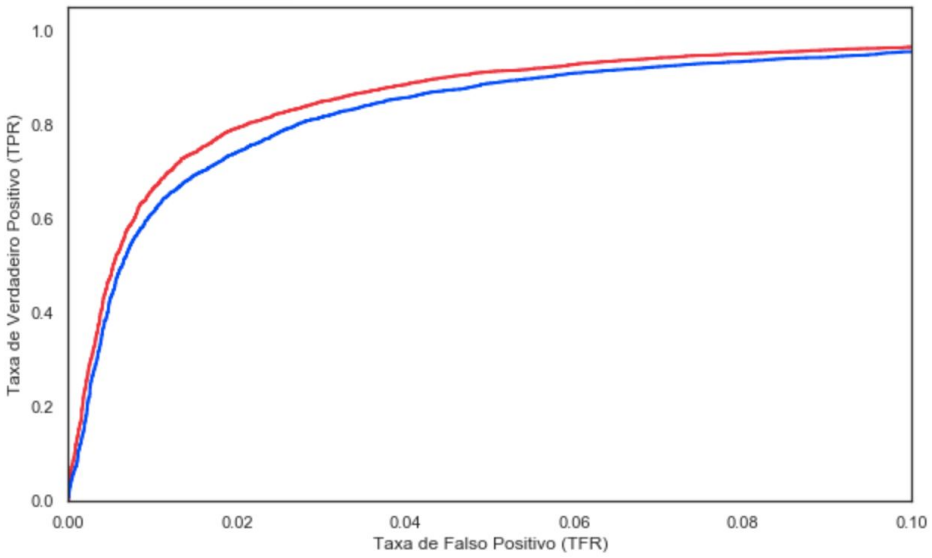
Gradient Boosting

- Machine Learning -

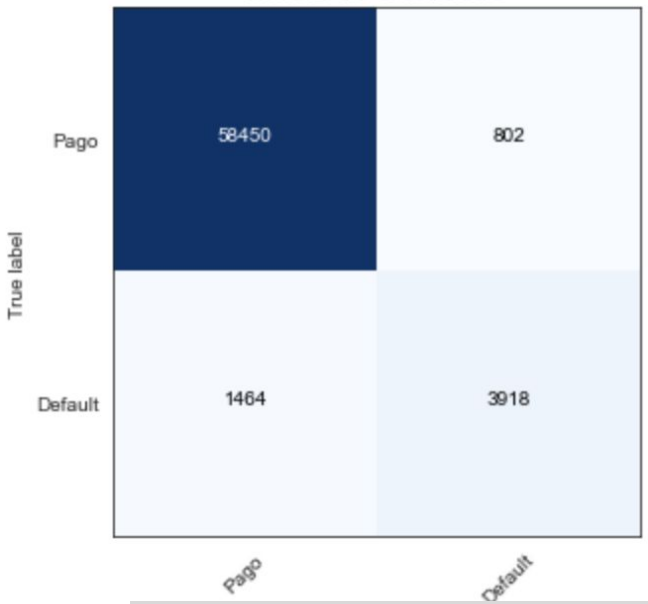
5. Modelagem | Gradient Boosting (GB)

Os melhores parâmetros para a Random Forest com todas as variáveis foram: min_samples_split = 3, min_samples_leaf = 3, max_depth = 5, n_estimators = 1000 e learning_rate = 0.05. Com a seleção de variáveis, os parâmetros foram iguais.

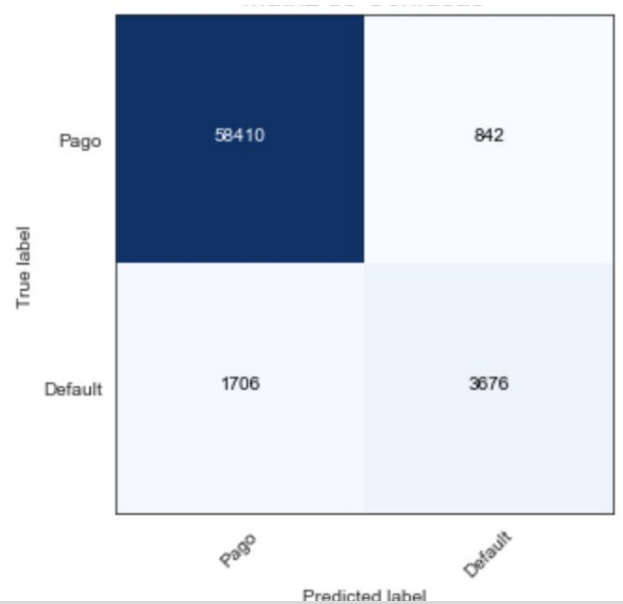
Curvas ROC (Teste)



Matriz de Confusão: GB sem Feature Selection



Matriz de Confusão: GB com Feature Selection



Modelo	AUC ROC (Treino)	AUC ROC (Teste)
GB sem Feature Selection	0.988	0.981
GB com Feature Selection	0.978	0.977

Modelo	Acurácia (Treino	Acurácia (Teste)	Precision (Treino)	Precision (Teste)	Recall (Treino)	Recall (Teste)
GB sem Feature Selection	97.26	96.49	88.39	83.01	78.36	72.80
GB com Feature Selection	96.24	96.06	83.66	81.36	69.78	68.30

O **Gradient Boosting (GB) com todas as variáveis** teve melhor desempenho que a o GB com feature selection. A precision de 83% foi 1.6 p.p maior e o recall de 72.8% foi 4.5 p.p melhor que o modelo GB com feature selection.

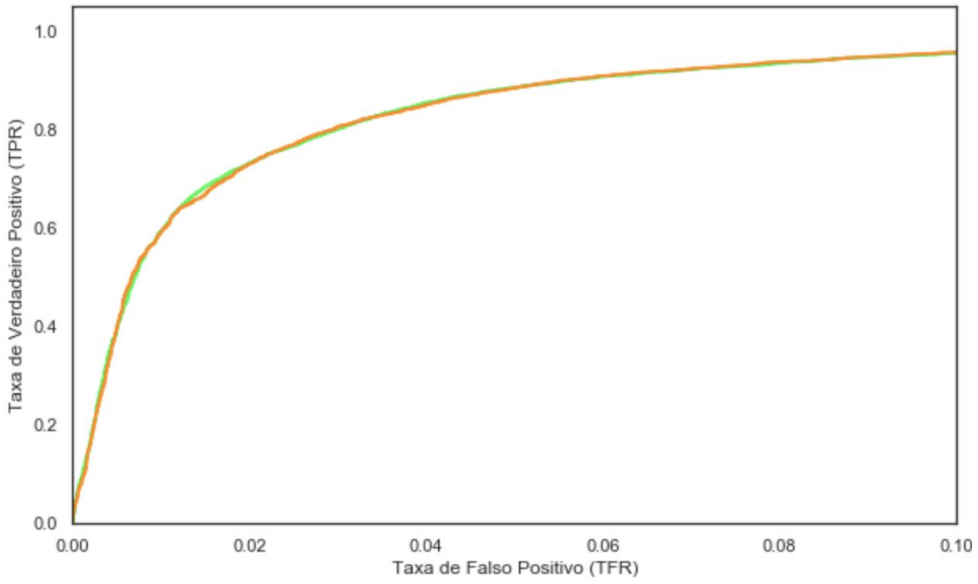
Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

- Machine Learning -

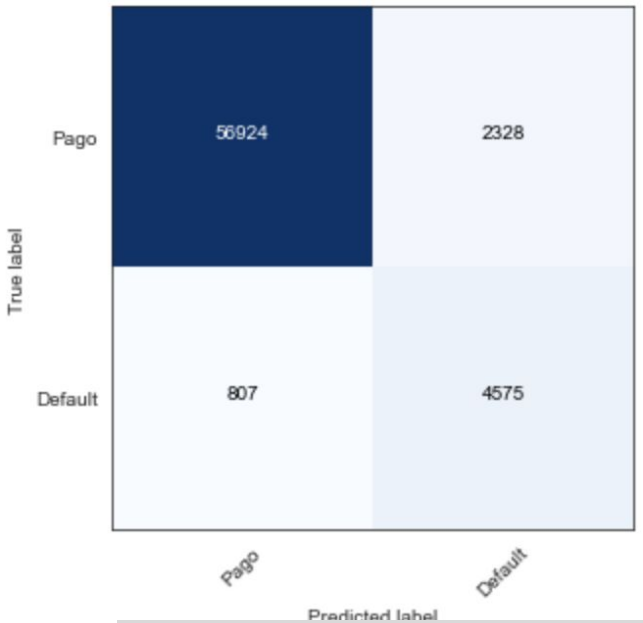
5. Modelagem | Extreme Gradient Boosting (XGB)

Os melhores parâmetros para o XGB com todas as variáveis foram: nthread = 4, learning_rate = 0.1, max_depth = 2, min_child_weight = 11 e n_estimators = 1000. Com a seleção de variáveis, foram utilizados os mesmos parâmetros.

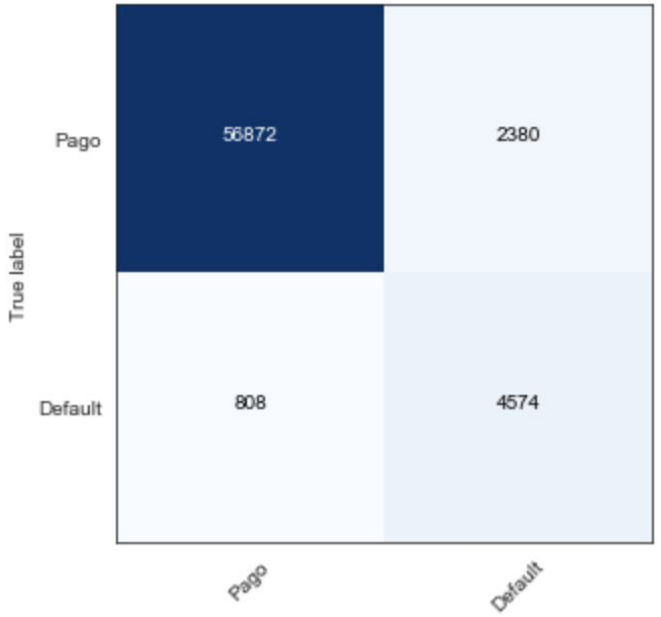
Curvas ROC (Teste)



Matriz de Confusão: RF sem Feature Selection



Matriz de Confusão: RF com Feature Selection



Modelo	AUC ROC (Treino)	AUC ROC (Teste)
XGB sem Feature Selection	0.978	0.977
XGB com Feature Selection	0.977	0.977

Modelo	Acurácia (Treino	Acurácia (Teste)	Precision (Treino)	Precision (Teste)	Recall (Treino)	Recall (Teste)
XGB sem Feature Selection	95.28	95.15	67.78	66.28	85.69	85.01
XGB com Feature Selection	95.23	95.07	67.35	65.78	86.08	84.99

Comparando os modelos com e sem feature selection, Acurácia e Recall foram praticamente iguais. A Precisão sem feature selection foi somente 0.5p.p maior (66.28 vs 65.78). Dessa forma, a **redução do número de variáveis e, portanto, da dimensionalidade dos dados não trouxe um perda grande nas métricas de qualidade**.

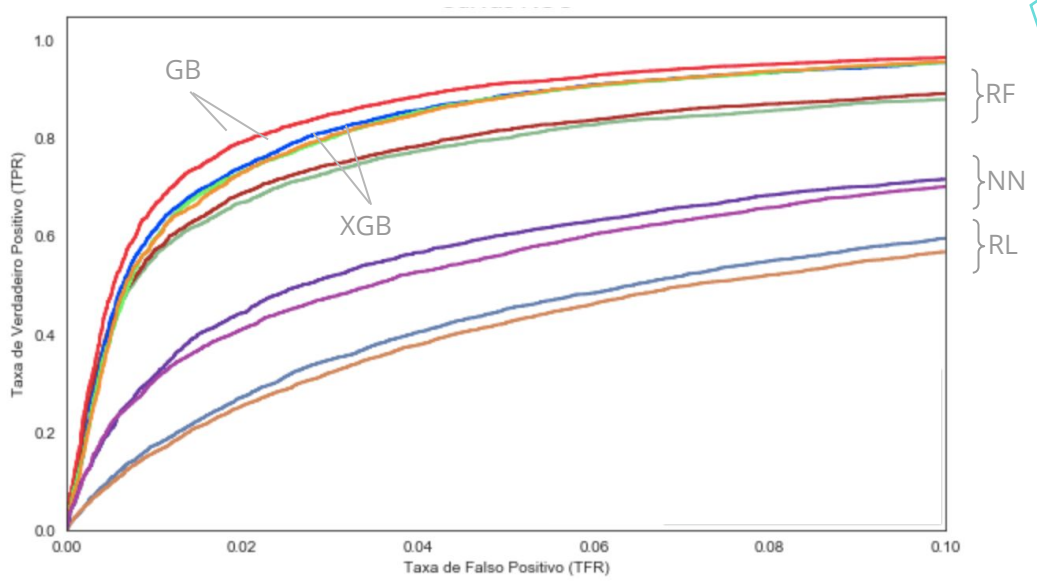
5. Modelagem | Comparativo

Tabela 5. Comparativo Métricas Modelos com/sem Seleção de Variáveis

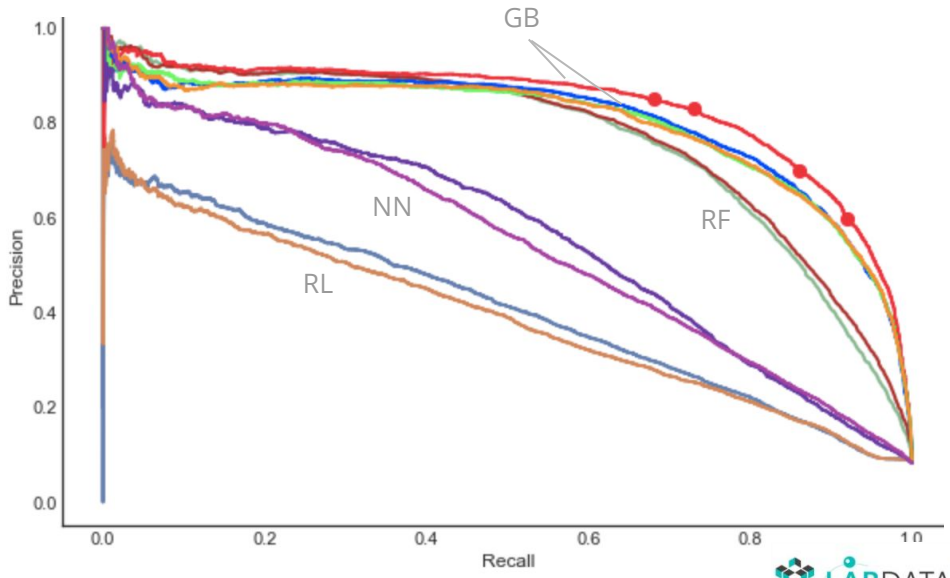
Modelo	Seleção de Variáveis	Acucácia	Precision	Recall	AUC Roc
Regressão Logística (RL)	sem	92.12	64.52	11.89	83.67
Regressão Logística (RL)	com	92.00	62.24	10.01	83.22
Random Forest (RF)	sem	94.74	88.06	42.62	95.59
Random Forest (RF)	com	95.05	87.57	47.27	96.17
Gradient Boosting (GB)	sem	96.49	83.01	72.80	98.06
Gradient Boosting (GB)	com	96.06	81.36	68.30	97.70
ExtremeGB (XGB)	sem	95.15	66.28	85.01	97.66
ExtremeGB (XGB)	com	95.07	65.78	84.99	97.66
Redes Neurais (NN)	sem	93.45	73.20	33.74	88.76
Redes Neurais (NN)	com	93.28	73.78	29.86	88.96

A tabela 5 mostra as métricas de qualidade dos 5 modelos analisados na base de teste, com e sem o método de seleção de variáveis. À direita temos as respectivas curvas ROC e de Precision-Recall.

Curvas ROC



Curvas Precision-Recall



5. Modelagem | Comparativo

Tabela 5. Comparativo Métricas Modelos com/sem Seleção de Variáveis

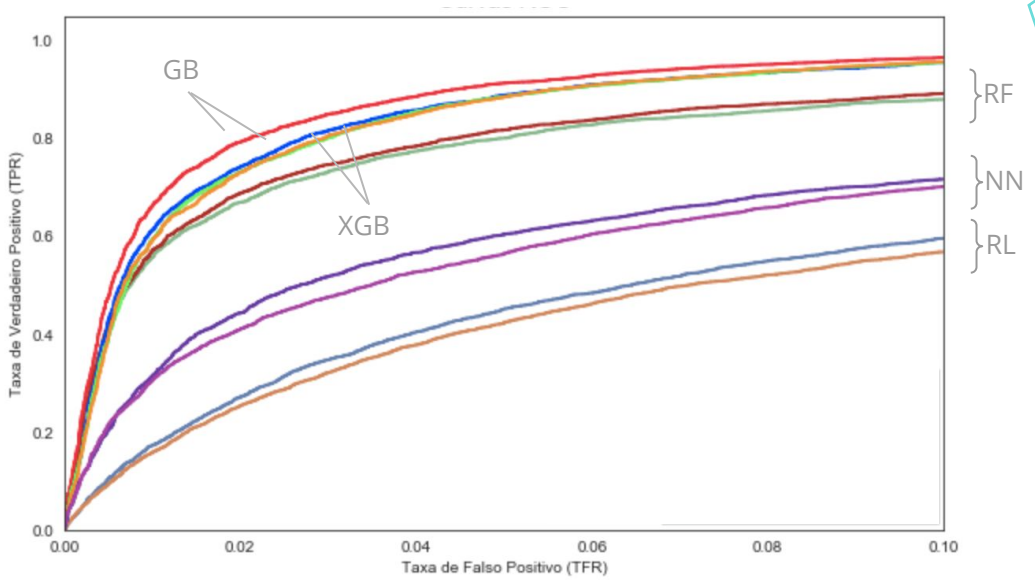
Modelo	Seleção de Variáveis	Acucácia	Precision	Recall	AUC Roc
Regressão Logística (RL)	sem	92.12	64.52	11.89	83.67
Regressão Logística (RL)	com	92.00	62.24	10.01	83.22
Random Forest (RF)	sem	94.74	88.06	42.62	95.59
Random Forest (RF)	com	95.05	87.57	47.27	96.17
Gradient Boosting (GB)	sem	96.49	83.01	72.80	98.06
Gradient Boosting (GB)	com	96.06	81.36	68.30	97.70
ExtremeGB (XGB)	sem	95.15	66.28	85.01	97.66
ExtremeGB (XGB)	com	95.07	65.78	84.99	97.66
Redes Neurais (NN)	sem	93.45	73.20	33.74	88.76
Redes Neurais (NN)	com	93.28	73.78	29.86	88.96

O **Gradient Boosting (sem Feature Selection)** teve as melhores métricas. Comparando com o melhor modelo de estatística tradicional, **Random Forest (com feature selection)**, houve um **ganho de 25.5 p.p no recall** (72.8 vs 47.2) **e 1.9 p.p no AUC Roc** (98.06 vs 96.17).

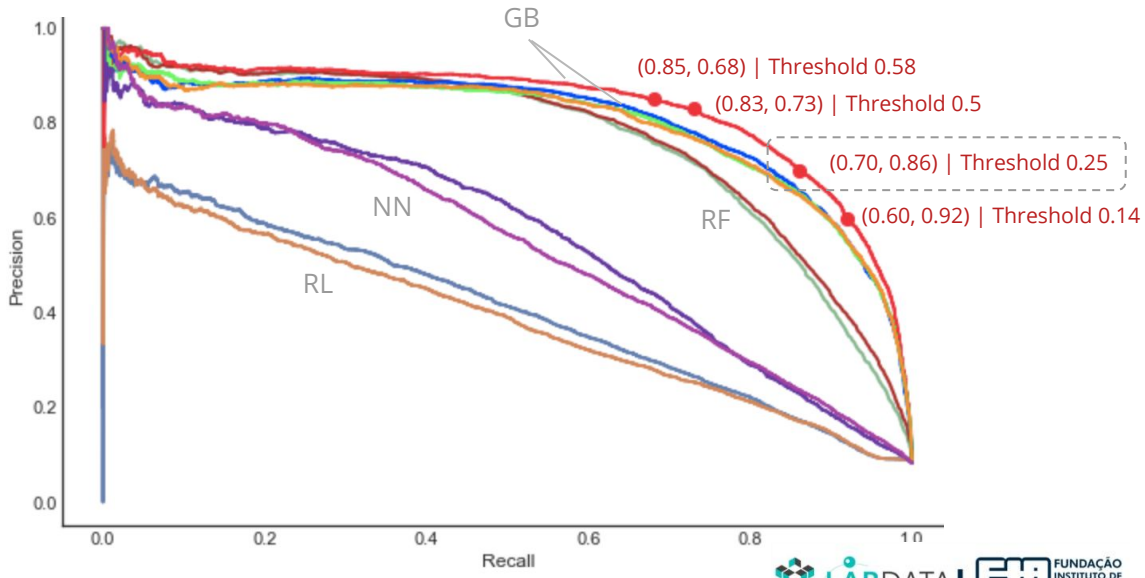
Considerando um threshold de 0.5, dos previstos pelo modelo default, a Gradient Boosting acerta 83% (Precision). E dos empréstimos que realmente foram default, ele consegue identificar 72.8% (Recall).

Pela curva Precision-Recall é possível melhorar o Recall diminuindo o threshold. No cenário com precision de 0.70, é possível ter um Recall de 0.86, considerando um threshold de 0.25.

Curvas ROC



Curvas Precision-Recall



5. Modelagem | Interpretação

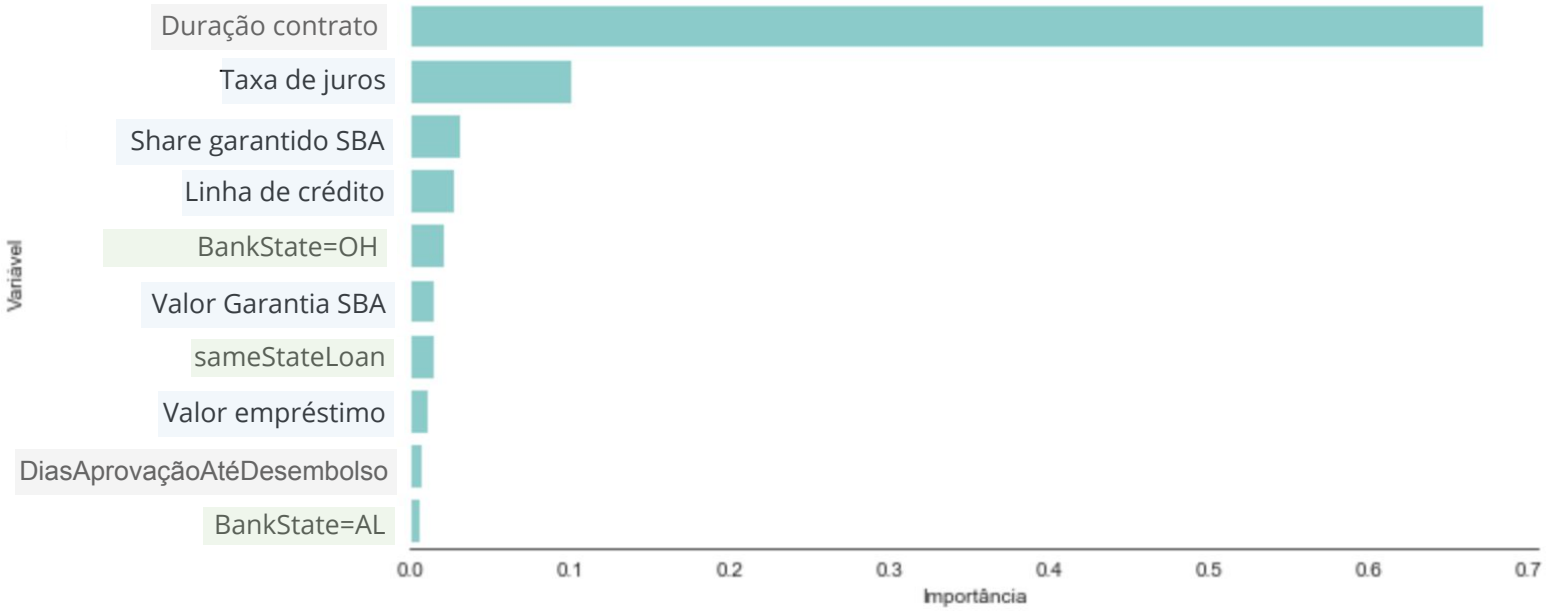
Dessa forma, **o melhor modelo** para predição de default foi a **Gradient Boosting (GB) sem o método de Feature Selection**. Abaixo temos as top 10 principais variáveis ordenadas por importância.

Variáveis Temporais Podemos ver que a *duração do empréstimo* é a principal variável, seguido da *diferença de dias da aprovação até o primeiro pagamento*.

Valores emprestados A taxa de Juros inicial foi a segunda variável mais importante. O *valor garantido pelo SBA* e *valor do empréstimo* também foram identificadas como importantes. Além da variável *linha de crédito*.

Variáveis geográficas Se o empréstimo é realizado no mesmo estado do banco emprestador (*sameStateLoan*), o estado do banco de OH (Ohio) e AL (Alabama) também foram identificados como relevantes.

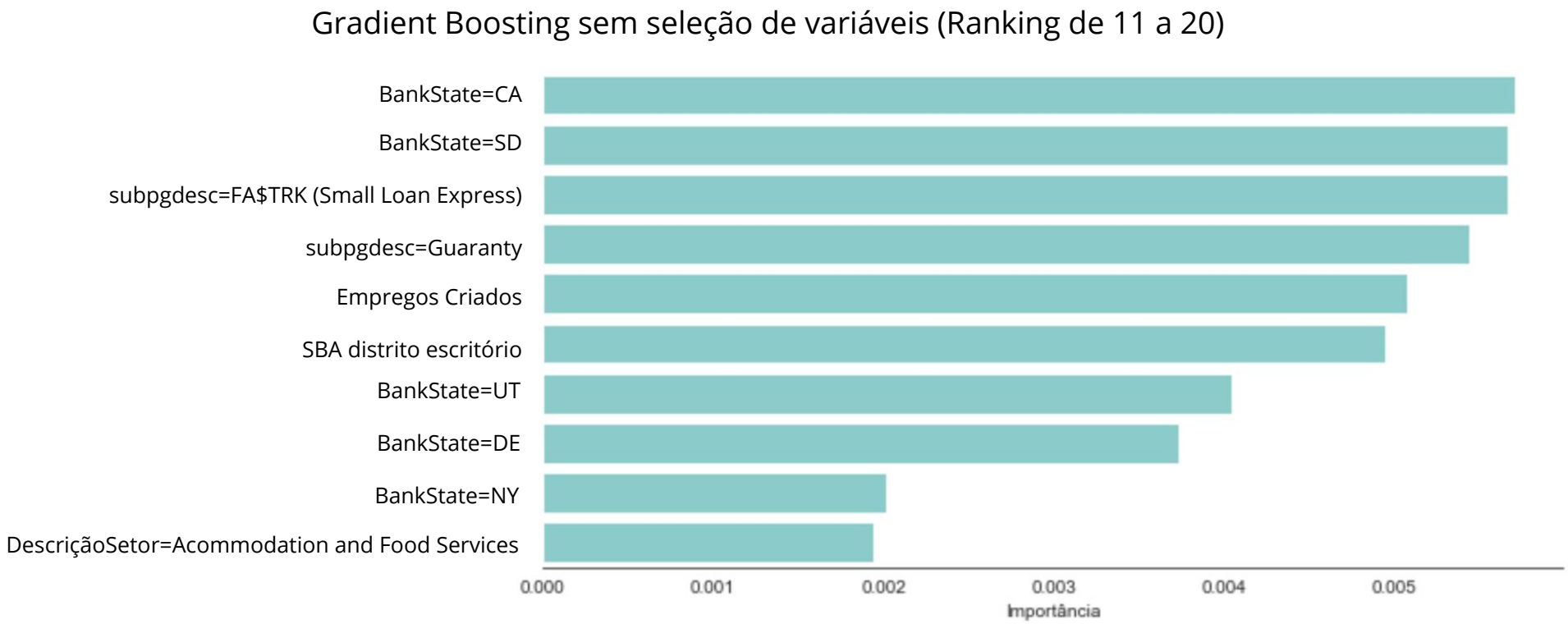
Principais Variáveis Gradient Boosting sem seleção de variáveis (Top 10)



Em termos de duração, quanto menor a duração maior a chance do empréstimo não ser pago. E como o valor do empréstimo é proporcional à duração, a variável *Valor empréstimo* também foi selecionada.

5. Modelagem | Interpretação

Extrapolando para as próximas 10 features do Gradient Boosting (GB), o modelo identificou importância para alguns estados de origem dos bancos: CA (Califórnia), SD (South Dakota), UT (Utah), DE (Delaware) e NY (New York).



Interessante observar que dos setores, o setor Acomodação e Alimentação é o que tem maior importância na variável alvo. Além disso, a quantidade de empregos gerados é fator que contribui para o default. Possivelmente isso tem relação com o custo de contratação de novos empregados, o que faz o pagamento do empréstimo ser comprometido de alguma forma.

Qual o impacto para os negócios?

6. Conclusão | Impacto ao negócio

Em termos de negócio, é importante analisar qual será o impacto financeiro da decisão de negócio. Temos duas principais perspectivas para avaliar:

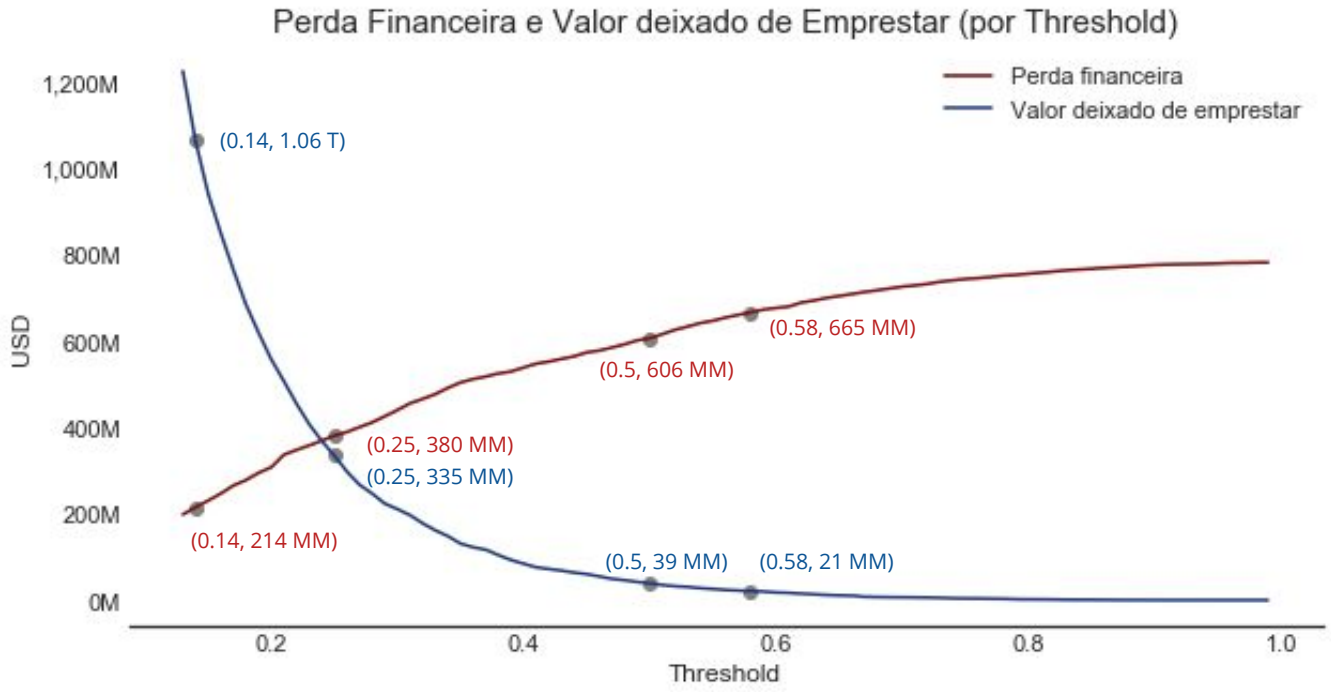
1. Quanto, em milhões (USD), serão as perdas financeiras? Ou seja, falso negativos dado pelo modelo.

2. Quanto, em milhões (USD), serão deixados de emprestar? Ou seja, falso positivos dados pelo modelo.

No base de teste analisada o **SBA garantiu USD 15.19B** de um total emprestado de USD 20.37B.

O gráfico ao lado mostra qual seria a perda financeira (falsos negativos) e o valor deixado de emprestar (falsos positivos) para diferentes thresholds.

Baseados nos thresholds analisados anteriormente na curva PR (Precision-Recall), destacamos qual seria o impacto financeiro para os thresholds 0.14, 0.25, 0.5 e 0.58.



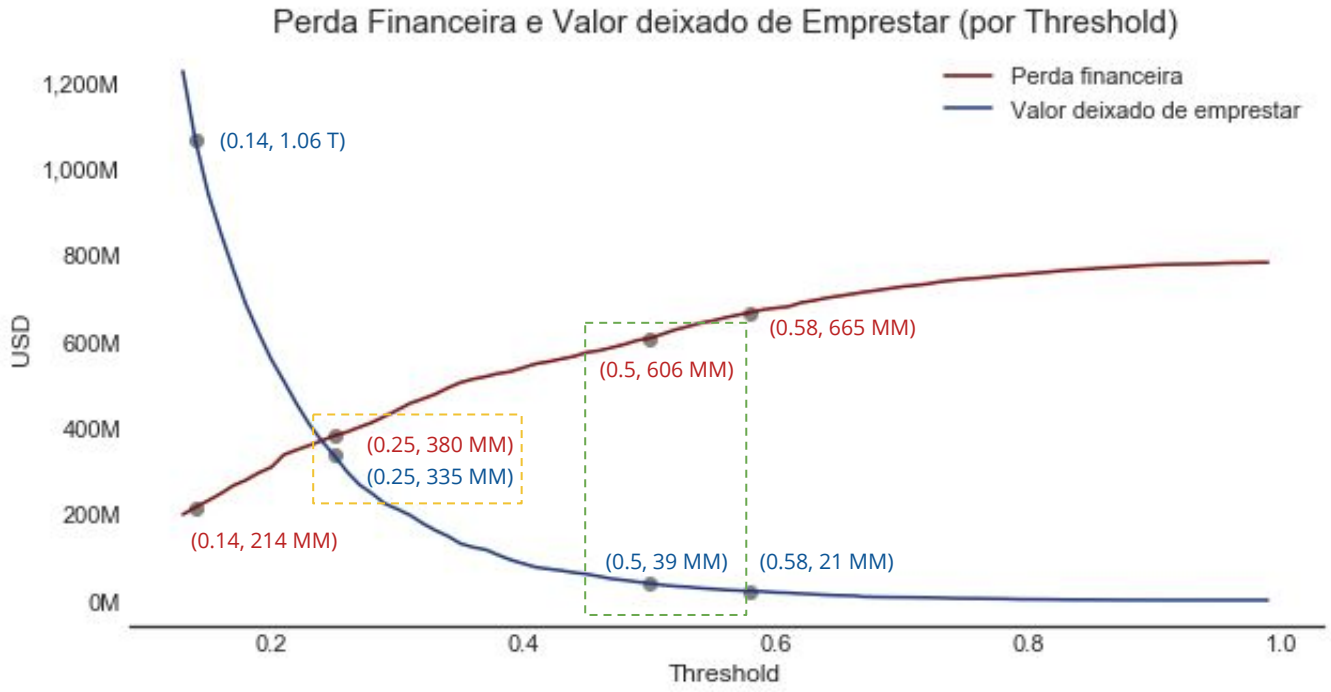
6. Conclusão | Impacto ao negócio

Em termos de negócio, é importante analisar qual será o impacto financeiro da decisão de negócio. Temos duas principais perspectivas para avaliar:

1. Quanto, em milhões (USD), serão as perdas financeiras? Ou seja, falso negativos dado pelo modelo.

2. Quanto, em milhões (USD), serão deixados de emprestar? Ou seja, falso positivos dados pelo modelo.

No base de teste analisada o **SBA garantiu USD 15.19B** de um total emprestado de USD 20.37B.



Se adotarmos o **threshold de 0.25**, a **perda financeira da SBA seria de USD 380 MM** (2.5% do valor total garantido), porém ela deixaria de emprestar USD 335 MM. Ao aumentar o **threshold para 0.5**, o **SBA aumentaria sua perda financeira para USD 606 MM** (3.9% do valor total garantido). Em compensação o valor deixado de emprestar cairia para USD 39 MM, isso representa um **impacto total de 2725 empresas** (4.2% dos empréstimos) que seriam beneficiadas pelo empréstimo e honrariam seus compromissos.

6. Conclusões

- O modelo **Gradient Boosting sem Feature Selection** apresentou melhorias significativas em relação aos métodos de estatística tradicional. Comparando com a Random Forest (com feature selection), houve um **ganho de 25.5 p.p no recall e 1.9 p.p no AUC Roc**.

- A **duração do empréstimo** bem como a **taxa de juros inicial** são variáveis importantes para **prever o default**.

- A quantidade de empregos gerados também tem peso. Possivelmente há alguma relação com o custo de contratação de novos empregados, o que faz o pagamento do empréstimo ser comprometido de alguma forma.

6. Conclusões

- Num contexto de empréstimos, a combinação entre Precision e Recall é importante.
  - A precisão de 83% indica que, dos previstos default, o modelo acerta 83% das vezes.
  - Já o Recall de 73% indica que, dos empréstimos que deram default, quanto o modelo identificou como sendo default. Ou seja, o modelo não conseguiu classificar corretamente 27% dos empréstimos que deram default.

- Assim, avaliou-se a variação do threshold. Variando de 0.5 para 0.25, temos que a precisão cai para 70% (-13 p.p) mas em compensação o recall aumenta para 86% (+13 p.p).
  - Em termos financeiros, o valor de **perda financeira evitada para o SBA seria de USD 226 MM** em 3 anos (de USD 606 MM para USD 380 MM).
  - O principal trade-off dessa decisão seria que 2725 empresas teriam o empréstimo negado indevidamente (~4.2% do total de empréstimos).

LABDATA FIA – Laboratório de Análise de Dados

Unidade Pinheiros

Unidade Paulista