Data Challenge Stone - Ciência de Dados

Prevendo o TPV Mensal dos Clientes stone



Nicolas Bueno

Sumário

Estrutura da Apresentação

Por que prever o TPV?
Desafios da tarefa
Insights obtidos
Tecnicidades do modelo
Resultados da previsão
Produtos em potencial

Porque prevero TPV?

Os benefícios obtidos pela Stone e seus clientes através da previsão



Risco reduzido

Maior segurança na oferta de crédito.



Maior volume de empréstimos

Aumento no número de clientes de crédito.



Personalização dos serviços

"Pague Vendendo" mais robusto.

Se fosse fácil, não era o Data Challenge





O destino de uma empresa depende de fatores complicados de quantificar.



Volume dos Dados

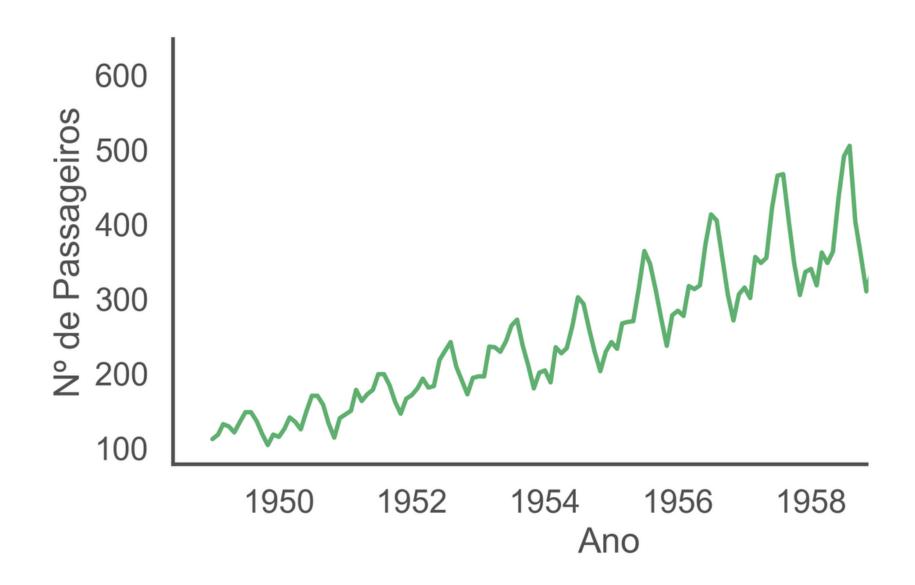
Aproximadamente metade das 205 mil empresas tem menos de 12 meses de dados.



TPV ≠ **Receita**

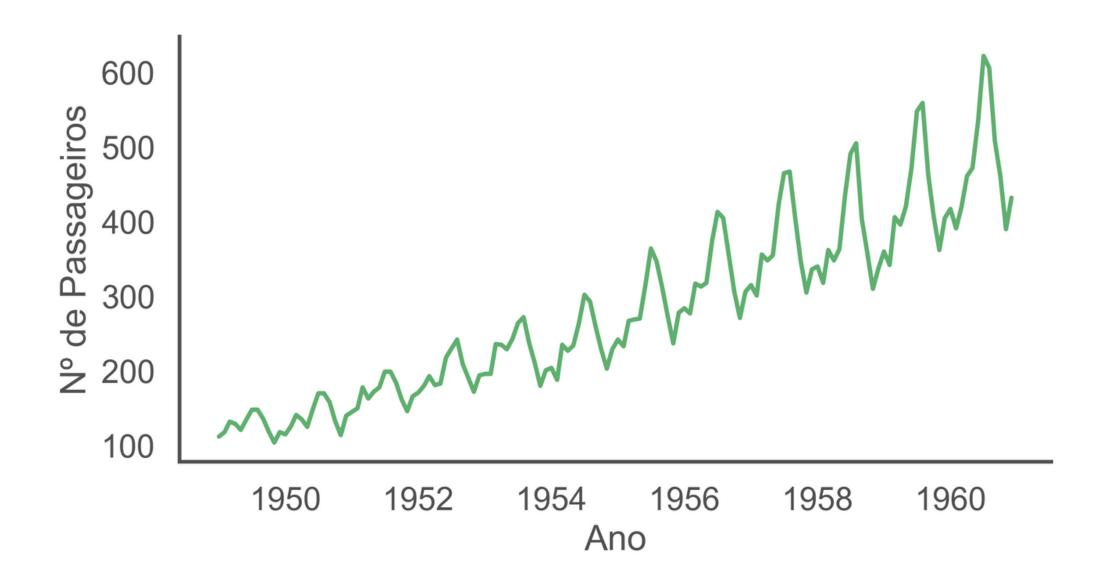
Temos apenas os dados das vendas feitas a partir da máquina da Stone.

Prever o futuro é difícil



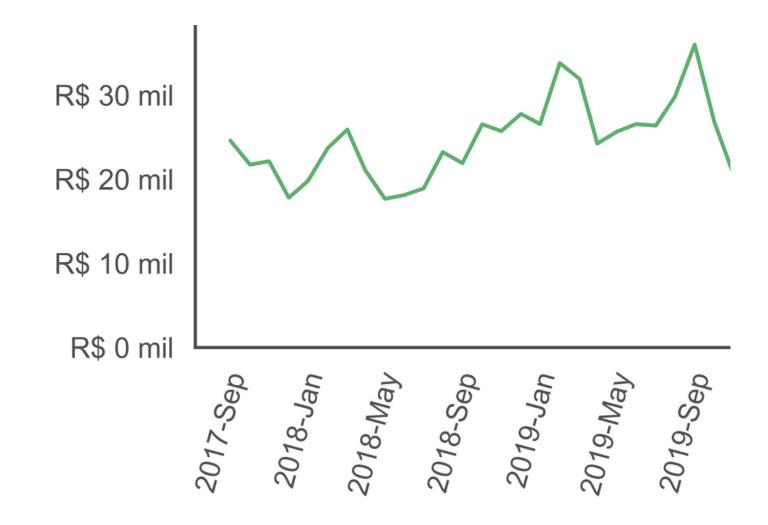
Uma série temporal clássica - tendência de crescimento e sazonalidade visíveis.

Prever o futuro é difícil



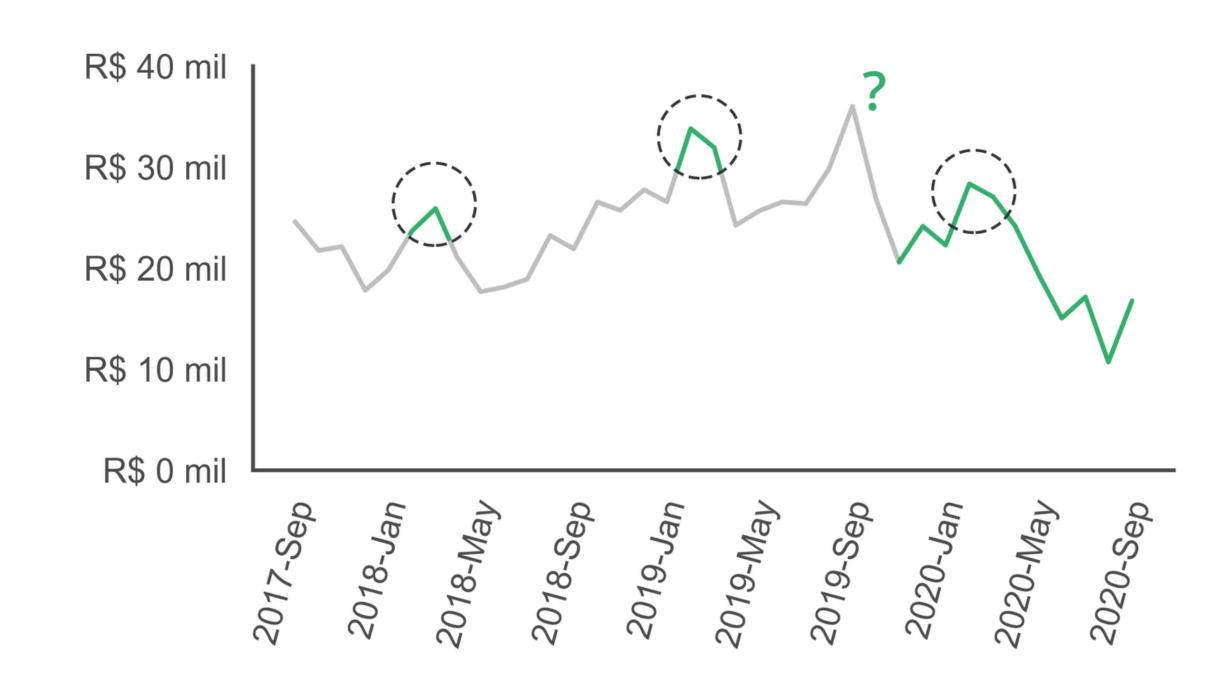
Uma série temporal clássica - tendência de crescimento e sazonalidade visíveis.

Prever o futuro é difícil

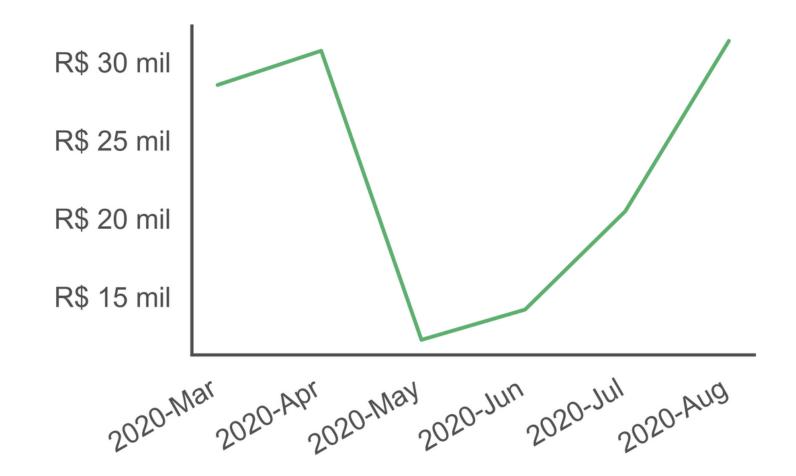


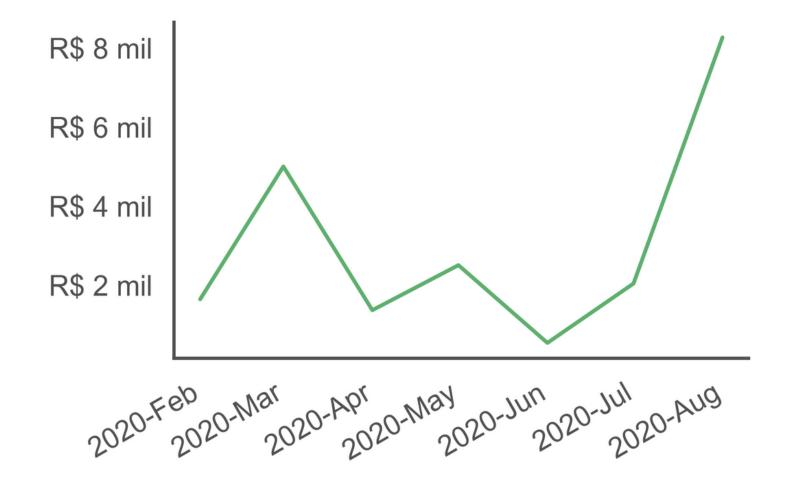
Uma dos parceiros cariocas da Stone do ramo do Varejo (ID-54537)

Prever o futuro é difícil



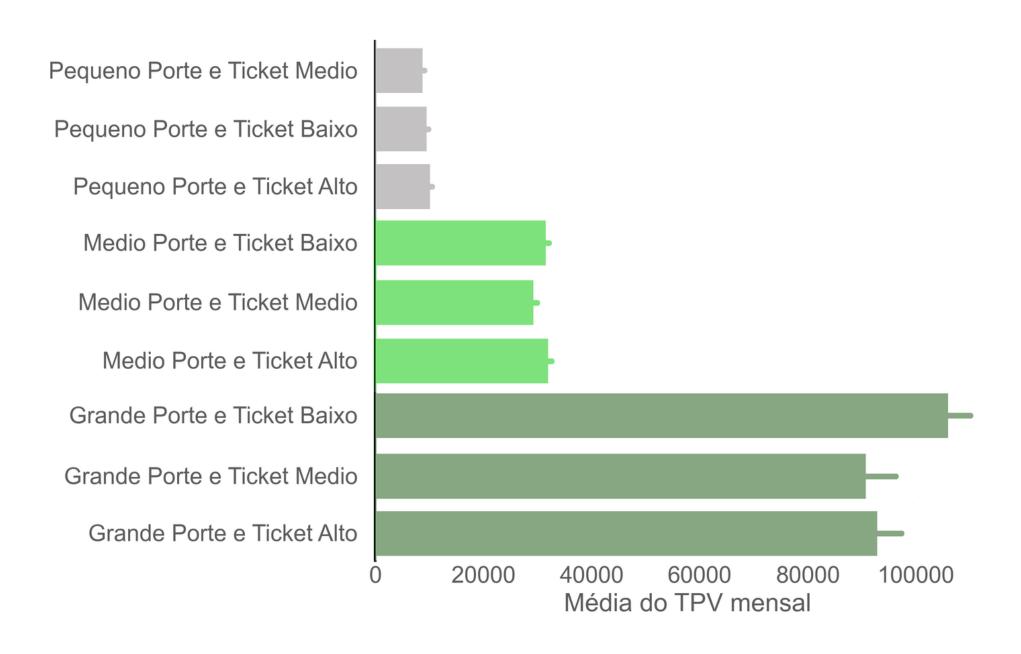
Volume dos dados





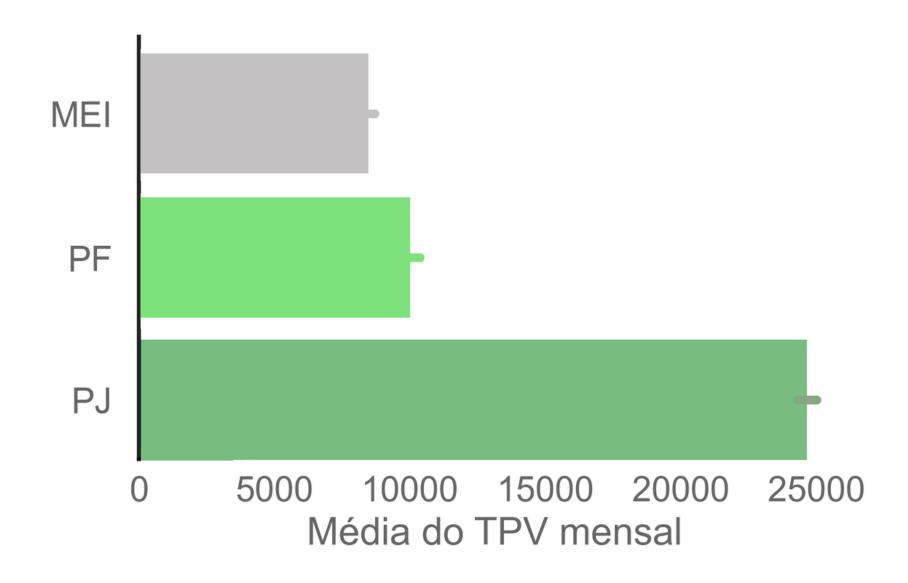
Dois parceiros Stone que entraram no ano de 2020 - um comerciante de alimentos e um varejista

Na falta de números...



Categorias como **macro classificação**, **tipo de documento**, **persona** e **porte** tem bastante impacto no TPV mensal da empresa.

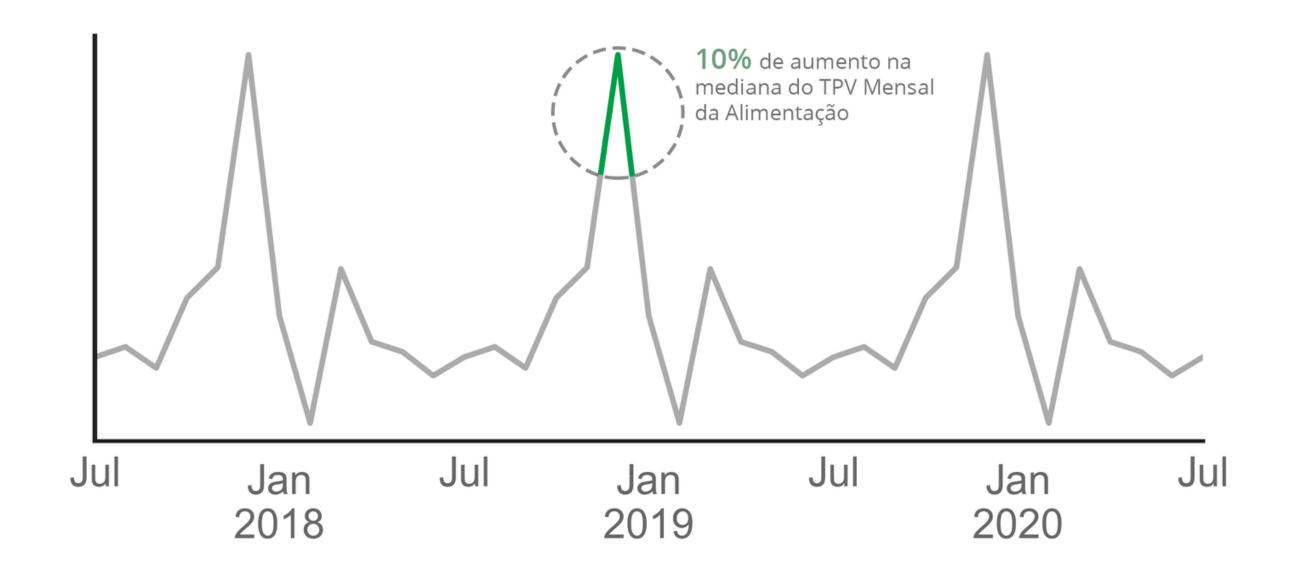
Na falta de números...



Categorias como **macro classificação**, **tipo de documento**, **persona** e **porte** tem bastante impacto no TPV mensal da empresa.

E o que dá pra tirar dos valores do TPV Mensal?

Apesar de ter bastante aleatoriedade, foi possível observar efeitos de sazonalidade com uma visão macro das classificações.



Tecnicidades do Modelo

LightGBM

- Suporte para features categóricas
- Alta eficiência e velocidade
- Necessita de estudo de parâmetros



CatBoost

- Suporte para features categóricas
- Escalonável (versão para GPU)
- Parametrização padrão excelente

Como funciona o modelo?

1º Passo

Preparamos a base de dados e adicionamos features de séries temporais.

2º Passo

Treinamos o modelo utilizando a **base de dados.**

3º Passo

Realizamos a previsão em um mês que ainda não foi visto pelo modelo.

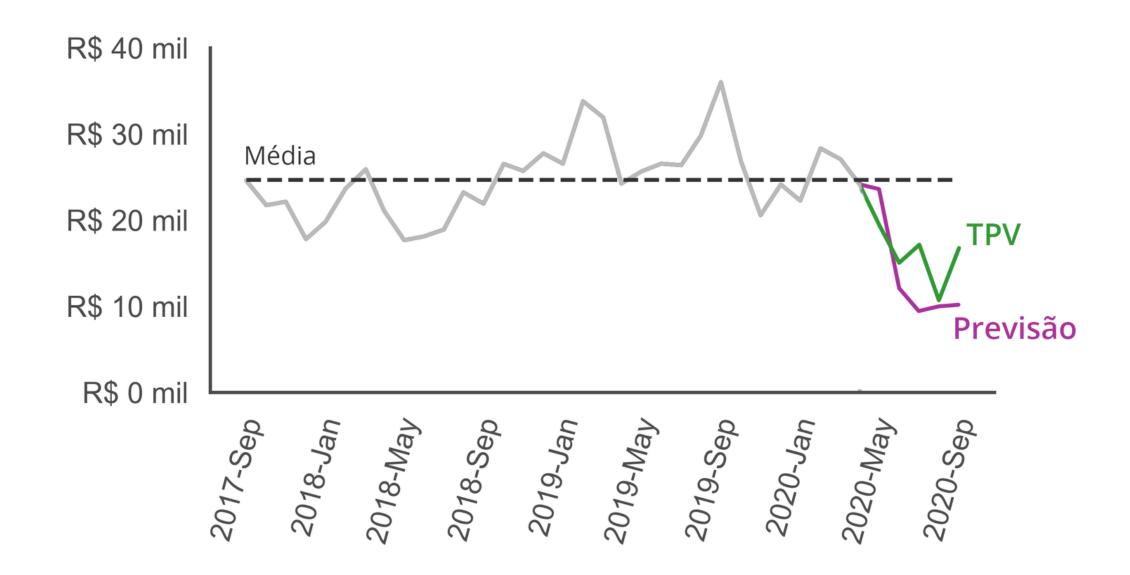
4° Passo

Utilizamos a previsão para adicionar **features de ST para o mês previsto**

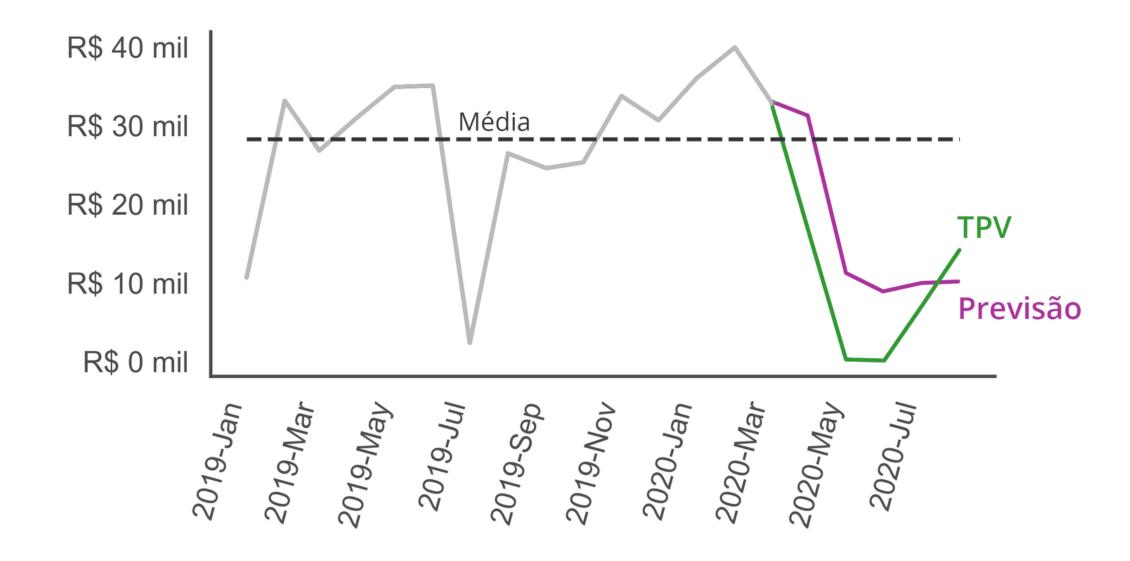
5° Passo

Voltar ao passo 2
e repetir até
completar o
número de meses

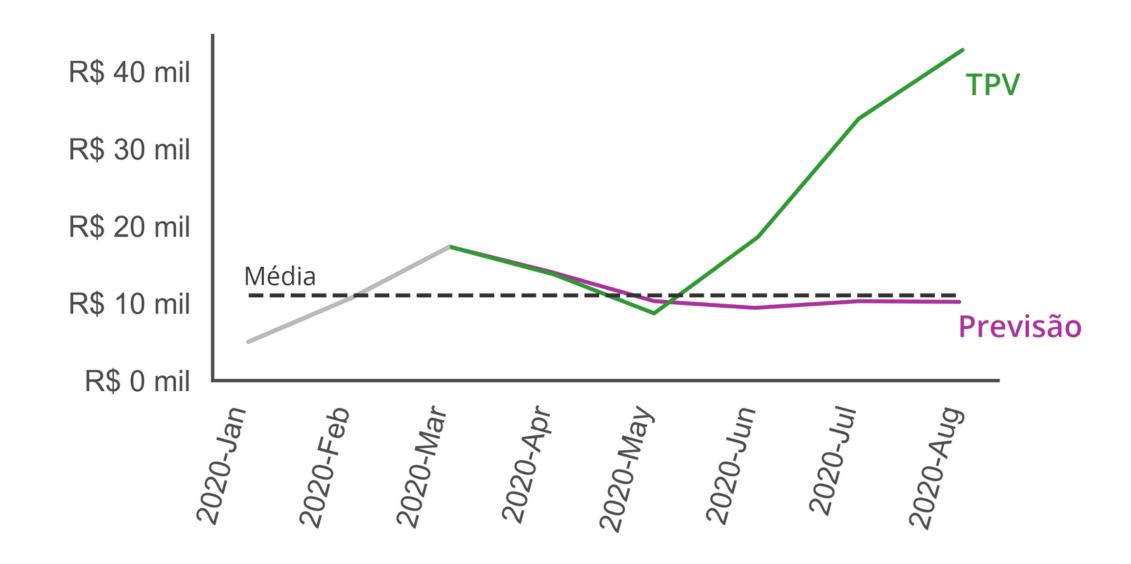
Empresas que possuíam maior volume de dados e menor variância tiveram resultados melhores.



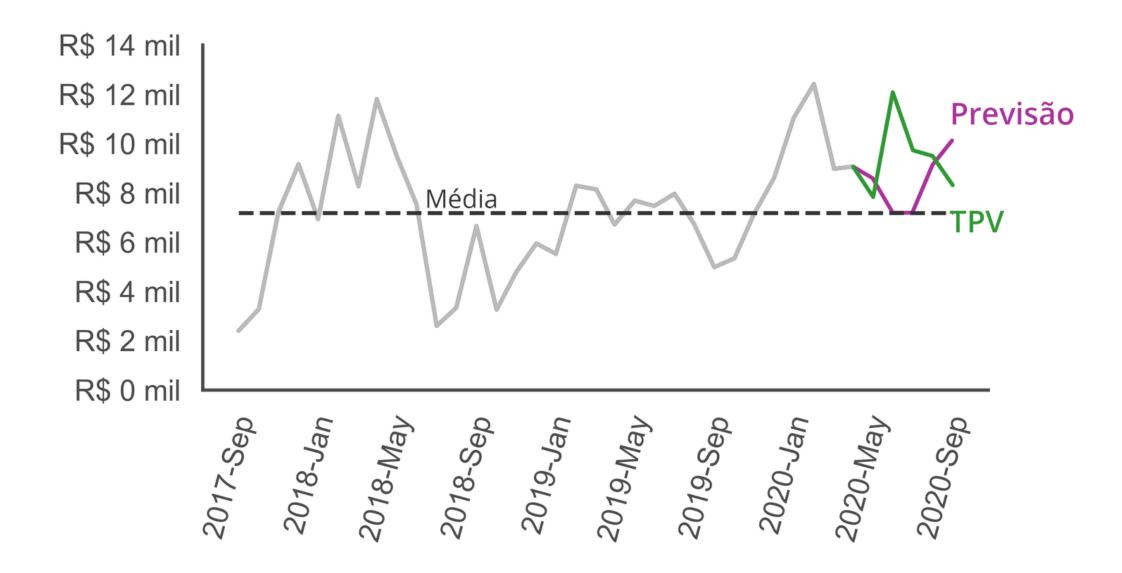
Empresas que possuíam maior volume de dados e menor variância tiveram resultados melhores.



Nem tudo são flores. Alguns resultados foram inferiores ao uso da média, principalmente em parceiros recentes.



Empresas com dados nulos obtiveram resultados subótimos.



Explicando os resultados

Como o modelo chegou nesses valores?



Dados históricos

Os principais responsáveis de acordo com o modelo.



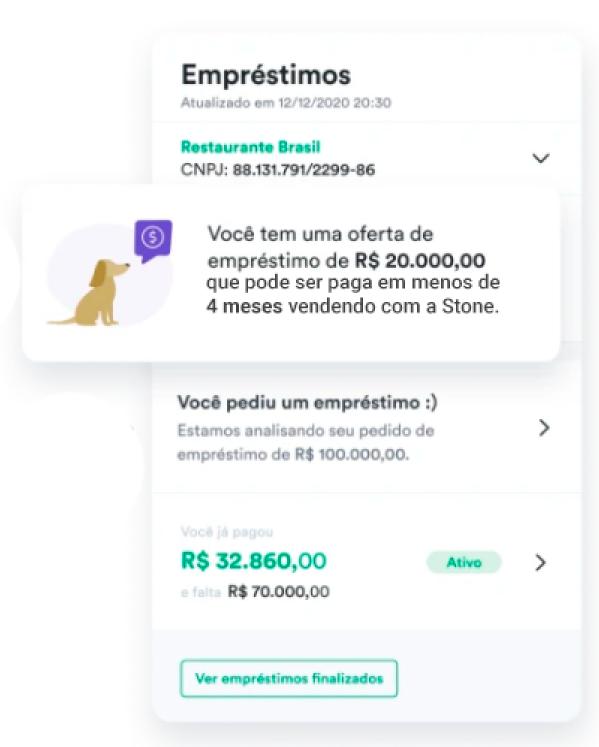
Classificação da Empresa

O subsegmento e a persona foram as categóricas mais impactantes



Dados Faltantes

O modelo se comportou de forma imprevísivel em empresas com dados faltantes



Potenciais Aplicações do Modelo

Suporte ao "Pague Vendendo"

Eno Futuro?

Stone como parceira inteligente dos empreendedores

Além das soluções financeiras, a oferta de IA e machine learning para gestão inteligente dos empreendimentos brasileiros.

