

Cartão de crédito - Prevendo a taxa de inadimplência através dos indicadores macroeconômicos

Nabil Ahda Murtadha

2024, v-0.5

Resumo

abstract...

Palavras-chave: Inadimplência. Risco de Crédito. Macroeconomia. Cartão de crédito. *Machine Learning*.

1 Introdução

introdução...

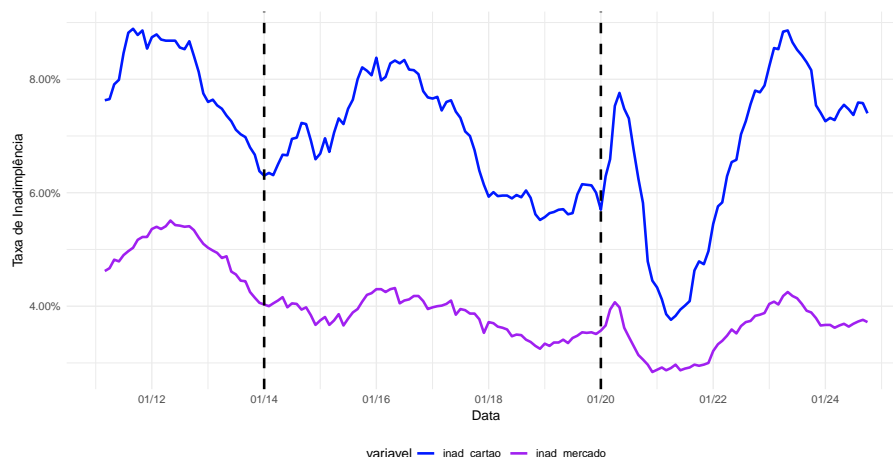
2 Inadimplência

A inadimplência ocorre quando o tomador de empréstimo não cumpre com sua obrigação de pagamento, o Banco Central entende como inadimplência quando a obrigação não é cumprida após 90 dias do prazo estipulado. A mesma classificação foi empregada por [Naili e Lahrichi \(2022\)](#) ao conduzir uma revisão de literatura e escolher 69 artigos referentes à inadimplência, sendo guiado pelas diretrizes do Fundo Monetário Nacional.

"Os empréstimos são classificados...inadimplentes quando os pagamentos de principal e juros estão em atraso por 90 dias ou mais, ou os pagamentos de juros equivalentes a 90 dias de juros ou mais foram apropriados, refinanciados ou renovados, ou há evidências para reclassificá-los como inadimplentes, mesmo sem o atraso de 90 dias, como no caso de o devedor declarar falência." (FMI, 2019)

Normalmente, nos 90 dias de atraso, a instituição que concedeu o empréstimo mobiliza seus recursos para recuperar o crédito. Após esse período, o inadimplente pode ter seu nome registrado no SERASA (Centralização dos Serviços Bancários S/A). Ter o nome no SERASA impede que o inadimplente obtenha novos empréstimos em outras instituições financeiras; em geral, entidades como o SERASA buscam reduzir o problema de informação imperfeita ([GRANJEIRO; SANTOS, 2016](#)).

Figura 1 – Taxa histórica de inadimplência



Para o tomador de empréstimo, pessoa física, a inadimplência resulta em um sério aumento na restrição de crédito, o que, por sua vez, limita o consumo a crédito até que a dívida seja paga. Uma vez comprometida sua renda futura, isso pode acarretar graves consequências no desenvolvimento social do inadimplente.

Pelo lado das instituições financeiras, empréstimos que não performam como o desejado aumentam o risco de crédito, obrigando as instituições a aumentarem sua provisão à medida que a carteira de inadimplência aumenta. Essa alocação de capital para o provisionamento afeta a capacidade de crédito das instituições e, por consequência, pode aumentar as taxas de juros dos empréstimos.

Com o aumento do acesso ao crédito nos últimos anos, especialmente via cartão de crédito, a inadimplência também vem crescendo. A falta de conhecimento sobre as penalidades associadas à inadimplência e o escasso entendimento sobre educação financeira são fatores que podem ter contribuído significativamente para esse aumento. Mais adiante, neste trabalho, discutiremos as possíveis causas da inadimplência.

Vouldis e Louzis (2018), afirma que estudar e entender a inadimplência é importante pois suas taxas podem indicar o início de uma crise financeira. Vouldis e Louzis (2018) também identificou que há diferenças notáveis entre as diferentes categorias de inadimplência, evidenciando a necessidade de examinar separadamente diferentes portfólios. Por essa razão, compararemos a inadimplência do mercado com a inadimplência de cartão de crédito.

Para o caso brasileiro, a figura 1 demonstra que os anos de crise foram seguidos por picos de inadimplência e que a volatilidade e o nível da taxa de inadimplência de cartão de crédito são maiores do que a taxa de inadimplência agregada do mercado.

3 Indicadores macroeconômicos e a inadimplência

Os fatores macroeconômicos interferem na política de crédito das instituições financeiras e na taxa de juros dos empréstimos, podendo aumentar o problema de seleção adversa. Espinoza e Prasad (2010) concluíram que a inadimplência piora à medida que o crescimento econômico enfraquece e as taxas de juros aumentam.

Também afetam as decisões dos agentes tomadores de empréstimos. De forma

geral, as condições macroeconômicas podem influenciar a capacidade de pagamento dos devedores. (NKUSU, 2011)

Nkusu (2011) utilizou um modelo VAR com dados em painel de 26 países para avaliar os efeitos das variáveis macroeconômicas nas taxas de inadimplência. Os resultados revelaram que o crescimento do PIB e o mercado imobiliário estão inversamente relacionados à inadimplência, enquanto a taxa de desemprego e a taxa de juros do Banco Central apresentam uma relação direta. Apesar da importância dessas variáveis no modelo, a taxa de inadimplência defasada demonstrou ter maior relevância explicativa do que as variáveis macroeconômicas analisadas.

Vouldis e Louzis (2018), em seu estudo para o caso grego, além das variáveis macroeconômicas escolhidas por Nkusu, incluiu em seus estudos mais variáveis como crescimento real do PIB, produto industrial, dados de exportações e outros indicadores de crédito e preços. Em seu estudo, identificou o indicador de produto industrial como a variável de maior impacto para a inadimplência de pessoas físicas, seguido pelo indicador de importações.

Discutiremos cada uma dessas variáveis nas subseções a seguir e testaremos para o caso brasileiro.

3.1 PIB

3.2 Inflação

3.3 Taxa de Juros

3.4 Desemprego

3.5 Produto industrial

3.6 Câmbio

3.7 Dívida Pública

4 Inadimplência no cartão de crédito

Introdução ao cartão de crédito...

Um facilitador que mal utilizado, pode aumentar a restrição ao crédito.

5 Análise quantitativa

5.1 Base de dados

Considerando apenas a disponibilidade pública de dados, o presente estudo focará em modelos preditivos que utilizarão como insumos apenas indicadores macroeconômicos. Deste modo, o estudo se assemelhará ao estudo realizado por Taghiyeh, Lengacher e Handfield (2021), porém, com dados brasileiros.

A Tabela 1 apresenta as variáveis que serão empregadas neste estudo, as quais foram escolhidas com base nos resultados e estudos previamente discutidos. A maioria dos dados origina-se do Banco Central e tem uma periodicidade mensal. O estudo de Taghiyer adotou taxas de variação anuais para assegurar a estacionariedade das séries. No entanto,

neste estudo, utilizaremos as primeiras diferenças, resultando em variáveis com valores relativos à variação mensal absoluta.

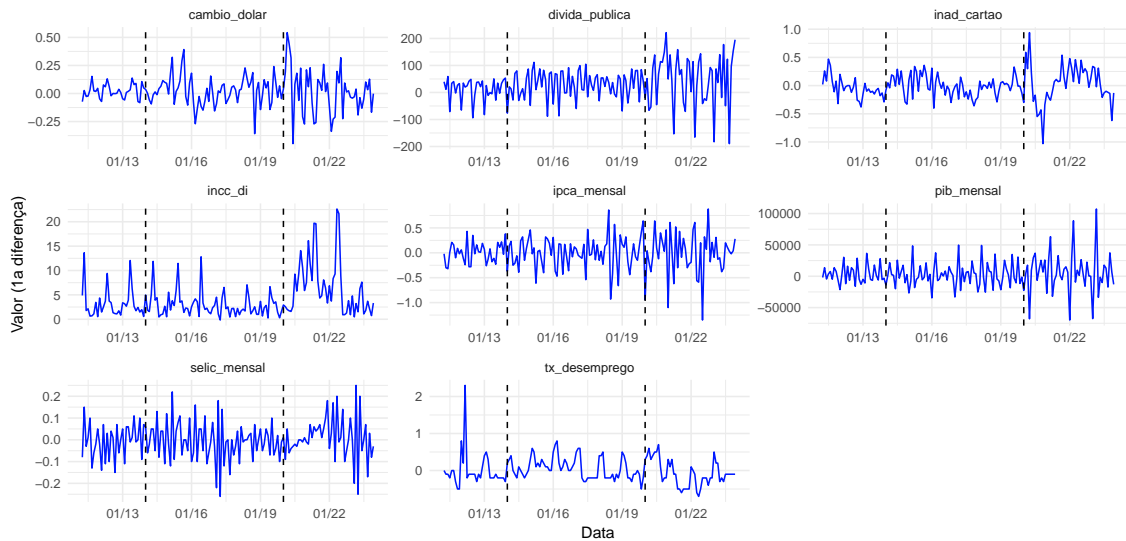
Como a variável de interesse nesse estudo, inadimplência de cartão de crédito, possui uma série histórica que se iniciou em 2011, apesar de outros indicadores terem informações mais antigas, a base de dados se limitará a dados entre 2011 e 2023.

Tabela 1 – Indicadores selecionados para o artigo

Indicador escolhido	Descrição	Fonte
Inadimplência Cartão de Crédito	% Inadimplência da carteira de crédito com recursos livres - PF	BACEN
Crise Financeira	Dummie dos anos de 2015, 2016 e 2020	-
Câmbio (Dólar)	Taxa de câmbio - Livre - Dólar americano (compra) - Média de período	BACEN
Dívida Pública (Estoque)	Estoque de títulos que compõem a da Dívida Pública Federal (R\$ Bilhões)	Tesouro Direto
Resolução n. 4549	Dummie dos anos após implementação da resolução	BACEN
INCC	Índice nacional de construção civil (INCC)	FGV
Taxa de desemprego	% Taxa de desemprego nacional	BACEN
PIB	PIB mensal - Valores correntes (R\$ milhões)	BACEN
SELIC	Taxa de juros - Selic acumulada no mês	BACEN
IPCA	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo	BACEN

A figura 2 ilustra todos os indicadores convertidos para a primeira diferença e, de acordo com o gráfico, essa conversão é eficaz em remover tendências ao longo dos anos, mantendo as séries temporais estacionárias, as linhas verticais marcam os anos 2014 e 2020 como referência para os anos de crise no Brasil.

Figura 2 – Série temporal das variáveis macroeconômicas



5.2 Seleção das variáveis

Após o tratamento dos indicadores e antes de selecionar as variáveis mais relevantes para inclusão no modelo, foram criadas variáveis defasadas de até doze períodos, exceto para a variável de inadimplência, e selecionadas aquelas com maior correlação com a taxa de inadimplência de cartão de crédito, o que reduziu as possíveis variáveis explicativas de 94 para nove, conforme demonstrado na Tabela 2, que apresenta os resultados dessas defasagens de maior correlação para inclusão no modelo.

Os valores defasados terem maior correlação é viável, pois como a inadimplência é um evento que ocorre após 90 dias do vencimento da obrigação de pagamento, seus efeitos podem ter efeitos a médio prazo.

Tabela 2 – Resultado da correlação e sua significância referente aos indicadores econômicos e suas defasagem

Variável	Lag	P-valor	Correlação	Significativo a 5%
Crise Financeira	0	0,75	-0,00	Não
Câmbio (Dólar)	0	0,02	0,20	Sim
Dívida Pública (Estoque)	0	0,00	-0,28	Sim
Resolução n. 4549	0	0,93	0,03	Não
Índice nacional de construção civil	10	0,00	0,34	Sim
Taxa de desemprego	9	0,00	-0,40	Sim
PIB Mensal	10	0,00	0,27	Sim
SELIC Mensal	9	0,00	0,31	Sim
IPCA Mensal	1	0,02	-0,16	Sim

5.3 Aprendizado em máquina

O objetivo do estudo é aplicar modelos de *machine learning* para treinar os modelos e comparar o poder de previsão.

5.3.1 Modelos utilizados

Utilizaremos modelos com base em suas características de poder preditivo e de interpretabilidade. Modelos *black-box* são conhecidos por possuírem bons resultados preditivos, porém, seus parâmetros não são interpretáveis. Desse tipo, utilizaremos o *Deep Learning*, porém, utilizaremos sua performance apenas para comparar com os outros modelos com parâmetros interpretativos que daremos mais importância. Esses serão os *Gradient Boosting Machine*, *Generalized Linear Model*, *Random Forest*, *Stacked Ensemble*

5.3.2 Resultados

Tabela 3 – Estatísticas dos modelos de machine learning

Algoritmo	R ²	n = 114	n = 29
		MSE (Train)	MSE (Validation)
Deep learning	0,75	0,01	0,04
Stacked Ensemble	0,80	0,01	0,03
Gradient Boosting Machine	0,52	0,03	0,06
Distributed Random Forest	0,27	0,04	0,05
Generalized Linear Model	0,43	0,03	0,05

Figura 3 – Resultados dos modelos de previsão da variação da inadimplência

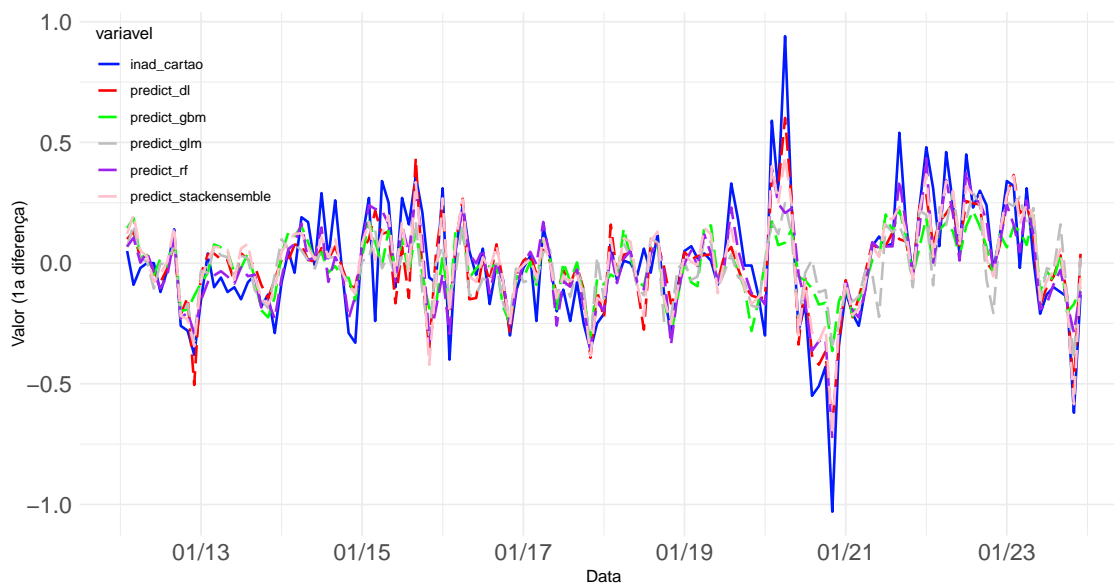


Tabela 4 – Importância das variáveis por modelo de machine learning

Descrição	Lag	DRF	GBM	GLM
INCC	10	1	1	1
SELIC	9	0,92	0,88	0,51
Taxa de desemprego	9	0,88	0,99	0,95
Câmbio (Dolar)	0	0,69	0,97	0,17
IPCA	1	0,68	0,51	0,32
PIB	10	0,61	0,9	0,67
Dívida Pública (Estoque)	0	0,52	0,62	0,53
Crise Financeira	0	0,02	0,08	0,02

Tabela 5 – Coeficientes do regressão GLM

Variável	coeficientes	erro padrão	zvalor	pvalor
Intercepto	-0,08	0,03	-2,77	0,01
Crise Financeira	0,00	0,04	0,06	0,95
Câmbio (Dolar)	0,40	0,13	2,99	0,00
Dívida Pública (Estoque)	0,00	0,00	-1,90	0,06
INCC	0,02	0,00	3,83	0,00
Taxa de desemprego	-0,15	0,05	-3,12	0,00
PIB	0,00	0,00	2,19	0,03
SELIC	0,82	0,22	3,66	0,00
IPCA	-0,14	0,05	-2,93	0,00

6 Considerações finais

Referências

ESPINOZA, R.; PRASAD, A. Nonperforming loans in the gcc banking system and their macroeconomic effects. Citeseer, 2010. Citado na página 2.

GRANJEIRO, C. F.; SANTOS, F. de A. Estudo sobre a inadimplência de pessoas físicas no brasil: O uso do cartão de crédito. *Revista Linceu On-Line*, v. 6, n. 1, p. 32–50, 2016. Citado na página 1.

NAILI, M.; LAHRICHI, Y. The determinants of banks' credit risk: Review of the literature and future research agenda. *International Journal of Finance & Economics*, Wiley Online Library, v. 27, n. 1, p. 334–360, 2022. Citado na página 1.

NKUSU, M. M. *Nonperforming loans and macrofinancial vulnerabilities in advanced economies*. [S.l.]: International Monetary Fund, 2011. Citado na página 3.

TAGHIYEH, S.; LENGACHER, D. C.; HANDFIELD, R. B. Loss rate forecasting framework based on macroeconomic changes: Application to us credit card industry. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 165, p. 113954, 2021. Citado na página 3.

VOULDIS, A. T.; LOUZIS, D. P. Leading indicators of non-performing loans in greece: the information content of macro-, micro-and bank-specific variables. *Empirical Economics*, Springer, v. 54, p. 1187–1214, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 3.