



ANÁLISE E PREVISÃO DA TAXA ENDIVIDAMENTO DAS FAMÍLIAS BRASILEIRAS EM UM CONTEXTO DE PANDEMIA

Caio Henrique de M. Perez (Universidade Presbiteriana Mackenzie) –
caiohenriquedemedeiros@hotmail.com

Danillo Barbosa de Sousa (Universidade Presbiteriana Mackenzie) –
danillo.bsousa@gmail.com

Orlando Y. E. Albarracín (Universidade Presbiteriana Mackenzie) –
orlando.albarracin@mackenzie.br

Rafaela C. M. M. Dourado (Universidade Presbiteriana Mackenzie) –
rafaela.dourado@mackenzie.br

Resumo

O endividamento familiar tornou-se uma pauta importante dentro do cenário econômico nacional, o qual evidenciado pelos aumentos sucessivos e em cenário pandêmico pode resultar em impactos econômicos e sociais. A série mensal taxa de endividamento das famílias brasileiras por cartão de crédito no período de janeiro de 2010 a outubro de 2022 foi modelada por meio do modelo ARIMA (2, 1, 0), selecionado a partir dos critérios AIC e BIC e das métricas RMSE e MAPE implementadas para avaliar a acurácia do modelo para fazer previsões. Os resultados obtidos demonstraram que a pandemia impactou negativamente o endividamento das famílias brasileiras no cartão de crédito, observando-se taxas de endividamento maiores às esperadas em um cenário sem pandemia. As taxas de endividamentos foram significativamente maiores no período de março de 2021 a fevereiro de 2022 observando-se uma tendência crescente a partir de setembro de 2021. Por fim, previsões com intervalos de confiança de 95% foram realizadas até abril de 2023 mostrando cenários em que o endividamento familiar por cartão de crédito estará entre 71% e 90%.

Palavras-Chaves: Endividamento das famílias brasileira. Covid-19. Séries temporais.



1. Introdução

Economistas e pesquisadores da Confederação Nacional do Comércio de Bens, Serviços e Turismo (CNC), explicam que o endividamento é todo e qualquer compromisso financeiro futuro, como cartão de crédito, empréstimos, contas de luz, prestações, dentre outros (CNC, 2022). De acordo com a Pesquisa de Endividamento e Inadimplência do Consumidor (PEIC), realizada pela CNC, em março de 2022, aproximadamente 8 em cada 10 núcleos familiares estão endividados com obrigações e compromissos futuros, registrando-se um aumento de mais de 9 pontos percentuais quando comparado ao índice de endividamento registrando em março de 2021 (CNC, 2022).

Segundo a SERASA (2021), os períodos de isolamento social durante a Covid-19 resultaram em aumento da taxa de desemprego e, conseqüentemente, diminuição de renda para a população de modo geral, levando ao aumento do endividamento das famílias brasileiras. Para a economia do país, o endividamento afeta a capacidade de consumo no curto e médio prazo, trazendo impactos diretos (RIBEIRO; MAIA, 2022). Portanto, entender o comportamento do perfil de endividamento das famílias brasileiras e como ele tem se desenvolvido ao longo do tempo é importante para que empresas e governos possam pensar em estratégias e políticas com mais clareza e assertividade, permitindo se recuperar e avançar após um período de crise global (SERASA; OPINION BOX, 2021).

Neste trabalho, o índice mensal de endividamento das famílias brasileiras, no período de janeiro de 2010 a outubro de 2022, foi analisado usando modelos de séries temporais visando estudar os impactos da pandemia, o comportamento da série ao longo do período de estudo e realizar previsões a curto prazo. Os dados foram fornecidos pela PEIC e referem-se a uma pesquisa realizada em todas as capitais dos estados e no Distrito Federal, com aproximadamente 18 mil consumidores, cujo objetivo é estudar questões relacionadas ao endividamento e a inadimplência (CNC, 2022).

2. Revisão da literatura

Na literatura, modelos macroeconômicos são, geralmente, implementados para analisar taxas de endividamento a partir de fatores micro e macroeconômicos. Destacam-se os trabalhos de Zaniboni (2013), Vieira et al. (2014), Fonseca et al. (2019) em que o comportamento do



histórico de taxa de endividamento e/ou inadimplência foi analisado por meio de modelos de séries temporais em que variáveis como Carteira de crédito e dívida do setor público, Taxa de Juros Selic, Inflação e Câmbio foram incorporadas na estrutura dos modelos temporais para melhorar acurácia dos modelos e fazerem previsões mais precisas.

No trabalho de Zaniboni (2013), a taxa de inadimplência do sistema financeiro no Brasil foi modelada usando os modelos AutoRegressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA, do inglês AutoRegressive Integrated Moving Average) e o modelo Autorregressivo de Média Móvel com Entradas Exógenas (ARMAX, do inglês Autoregressive Moving Average Exogenous inputs). Neste trabalho consideram-se variáveis macroeconômicas não usuais à análise, como por exemplo, a carteira de crédito e dívida do setor público. A autora conclui que a inadimplência tende a diminuir em dois cenários: (i) com o aumento da média da taxa de juros do BACEN nos últimos três meses, uma vez que isso diminui a inflação; e (ii) quanto menor for a dívida interna do setor público, que também tem sua diminuição atrelada a diminuição da inflação.

O impacto da taxa Selic e de endividamento das famílias na taxa de crédito pessoal utilizando a taxa básica de juros da economia brasileira foi analisada por Vieira et al. (2014). Os modelos AutoRegressivo de Médias Móveis (ARMA, do inglês AutoRegressive Moving Average) e ARIMA foram utilizados no estudo. Os resultados apresentam que o modelo ARMA foi o que melhor se adequou aos dados, considerando a significância estatística dos coeficientes, o valor do R^2 , a ausência de autocorrelação para os resíduos e o menor valor para o Akaike's Information Criteria (AIC). Os pesquisadores concluíram que há uma relação inversa para o endividamento das famílias e direta para a taxa Selic com a taxa de crédito.

Em Fonseca et al. (2019) analisaram-se 191 empresas listadas na bolsa, de 10 setores diferentes, levando em consideração rentabilidade e endividamento como variáveis dependentes e juros, inflação e taxa cambial como variáveis independentes. O modelo utilizado pelos autores foi o Generalized Momentums Method System (GMM), um método estatístico que combina dados econômicos observados com as informações nas condições do momento da população para produzir estimativas dos parâmetros desconhecidos desse modelo econômico. No trabalho, concluiu-se que o câmbio e a taxa de juros apresentam relação com a rentabilidade e o nível de endividamento das empresas. Em contrapartida, o estudo levou ao entendimento de que a inflação não apresenta impacto nas variáveis rentabilidade e endividamento.

3. Metodologia

A pesquisa desenvolvida nesse estudo se dá por meio de modelagem matemática na área de séries temporais, na perspectiva de realizar previsões de curto prazo.

Para o foco deste estudo, são utilizadas as séries mensais da taxa de endividamento por cartão de crédito (CC_t), a taxa de endividamento por carnê (C_t) e a taxa de endividamento por financiamento de carro (F_t). Sendo essas, as séries que apresentaram maiores taxas médias de dívidas no primeiro semestre de 2022: cartão de crédito (87,4%), carnês (19,0%) e financiamento de carros (11,4%) (CNC, 2022).

Para a modelagem das séries utilizou-se o modelo ARIMA(p, d, q), que considera a correlação serial para fazer previsões. O parâmetro p representa o número de valores desfasados; q corresponde ao número de valores passados de erros aleatórios, implementados para melhorar o seu ajuste – esses valores são menos intuitivos e por tanto difíceis de serem interpretados. Finalmente, d indica o número de diferenças necessárias para tornar a série estacionária (MORETTIN; TOLOI, 2006). O modelo ARIMA(p, d, q) é dado pela Equação (1) abaixo:

$$Z_t = \Delta^d X_t \tag{1}$$
$$Z_t = \beta_1 Z_{t-1} + \dots + \beta_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

em que X_t representa a série a ser modelada, Z_t representa o valor da série no instante t , β_1, \dots, β_p e $\theta_1, \dots, \theta_q$ são parâmetros a serem estimados e a_t é um “erro” aleatório (ruído branco). Na prática, assume-se que a_t segue uma distribuição Normal com média zero e variância σ^2 .

Na etapa de seleção dos modelos, considerou-se dois critérios baseados na log-verossimilhança negativa: o Critério de Informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974) e o Critério de Informação Bayesiano (BIC) (SCHWARZ, 1978). Segundo ambos os métodos, o modelo mais adequado é aquele que apresenta o menor valor. As Equações (2) e (3) apresentam as expressões de AIC e BIC:

$$AIC = -\ln(L\{\theta\}) + 2k \tag{2}$$

$$BIC = -2 \ln(L\{\theta\}) + k \ln(n) \tag{3}$$

em que, k representa o número de parâmetros do modelo, $L\{\theta\}$ a estimativa da função de máxima verossimilhança e n o tamanho da série.

Para analisar o ajuste dos modelos ARIMA validou-se que os resíduos eram independentes, aleatórios e seguiam aproximadamente uma distribuição normal. O teste de Shapiro-Wilk foi utilizado para testar a normalidade dos resíduos (SHAPIRO; WILK, 1965), em que a hipótese nula é a existência de normalidade dos dados. Por fim, utilizou-se o teste de Ljung-Box para verificar a independência dos resíduos, em que a hipótese nula é a independência dos resíduos dos dados (BOX; PIERCE, 1970).

Após a validação dos pressupostos do modelo ARIMA, avaliou-se a performance dos modelos para realizar a previsões. Para tanto, calculou-se o Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE, do inglês *Mean Absolute Percentual Error*) e a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE, do inglês *Root Mean Squared Error*). O RMSE e MAPE são definidos como:

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n (y_{T+h} - \hat{y}_{T+h})^2 \quad (4)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n \left| \frac{y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}}{y_{T+h}} \right| \quad (5)$$

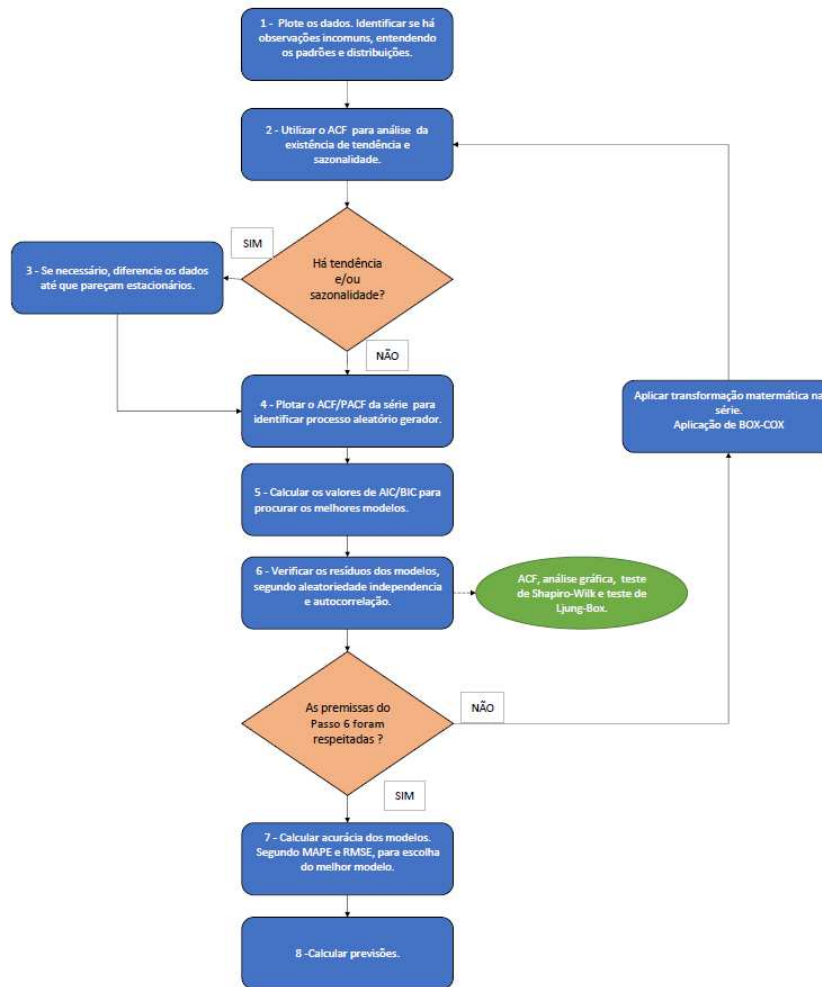
em que T representa o último valor da série utilizado na modelagem e \hat{y}_{T+h} os valores previstos pelo modelo para os dias $T+h$, $h = 1, \dots$

Por fim, o melhor modelo foi escolhido a partir dos critérios AIC e BIC, da validação das premissas de normalidade e independência dos resíduos e da performance do modelo segundo as métricas RMSE e MAPE.

Para o desenvolvimento deste trabalho, utilizou-se para a análise descritiva a linguagem Python versão 3.8.5 e para modelagem o software R versão 4.2.2. Ambos selecionados por serem amplamente utilizados, serem código de fonte aberto e apresentar diversas bibliotecas para o fim deste estudo.

A Figura 1 apresenta um fluxograma dos procedimentos aplicados neste estudo para ajuste do modelo ARIMA sugerido por Box e Jenkins (1994).

Figura 01 – Fluxograma do processo de previsão usando o modelo ARIMA



Fonte: Elaborado a partir do livro *Forecasting: Principles and Practice* (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018)

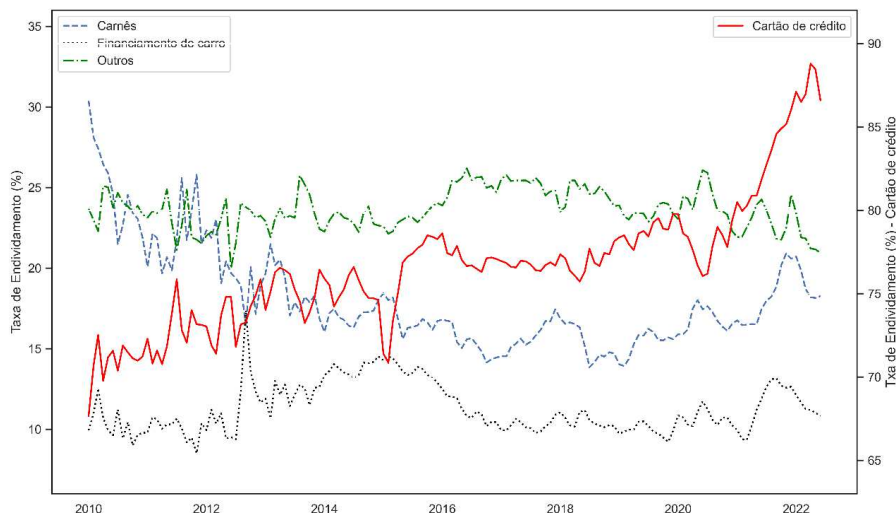
4. Resultados e discussões

4.1. Análise descritiva

Nesta seção apresenta-se a análise descritiva das taxas mensais de endividamento das famílias brasileiras por cartão de crédito (CC_t), carnê (C_t) e financiamento de carro (F_t), no período de janeiro de 2010 até junho de 2022.

Na Figura 2, apresentam-se os valores das séries ao longo do período de estudo, utilizando-se dois eixos para melhor visualização dos dados.

Figura 02 – Série Temporal por tipo de dívida de janeiro de 2010 a junho 2022



Fonte: Elaborado a partir da Pesquisa de Endividamento e Inadimplência do Consumidor (CNC, 2022)

Nota-se que a taxa de endividamento por cartão de crédito apresenta uma tendência de crescimento ao longo do período de estudo, reflexo da evolução do mercado de meios de pagamento para pessoa física, em que o cartão de crédito se tornou uma das principais fontes de crédito (ITRI ALVES, 2020), e do crescimento de 13,5% da concessão de crédito com recursos livres para cartão de crédito pessoa física, entre janeiro de 2010 a junho de 2022 (BACEN, 2022). Por fim, observa-se que após o início da pandemia da COVID-19, declarada em março de 2020 pela Organização das Nações Unidas (ONU), a tendência de crescimento se acentua e apresenta uma taxa de 88,8% em abril de 2022, sendo a maior taxa de endividamento das famílias brasileiras registrada no período de estudo.

Para a taxa de endividamento por carnês, observa-se, entre janeiro 2010 a janeiro 2020, uma tendência decrescente, reflexo da diminuição da oferta de crédito por carnês neste período em virtude da democratização do crédito, resultando no aumento da possibilidade de os consumidores conseguirem cartão de crédito (ARAÚJO, 2022). A partir do primeiro trimestre de 2020, a série apresenta uma leve tendência de crescimento, tal situação pode estar relacionada com a redução da taxa de juros Selic – medida adotada pelo governo durante a pandemia da COVID-19 – e pela busca das famílias por um produto de crédito com menores



taxas de juros, quando comparado às taxas de juros no cartão de crédito (TADROS, 2022, *apud* GONÇALVES, 2022).

Com relação a taxa de endividamento por financiamento de carro, entre janeiro de 2010 e dezembro 2015, observa-se uma leve tendência de aumento, destacando-se setembro de 2012 quando o endividamento apresentou uma taxa de 17,4%, em que, segundo a Federação Nacional da Distribuição de Veículos Automotores (FENABRAVE) (2022), obteve-se uma alta histórica de venda de veículos, com maior número de emplacamentos já registrados (G1,2020). A partir de 2021, observa-se um leve crescimento, chegando a 13,2% em janeiro de 2022, este cenário pode ser explicado pela retomada da economia e o aumento de vendas de veículos (SCHAUN, 2021).

4.2. Modelagem

Para esta etapa da pesquisa foi considerado apenas a taxa de endividamento no cartão de crédito. A série foi dividida em um conjunto de treino, janeiro de 2010 a dezembro de 2018, e em um conjunto de validação, janeiro a dezembro de 2019.

Para escolha dos parâmetros do modelo ARIMA (p, d, q), foram ajustados alguns modelos considerando os valores de $p = \{1, 2, \dots, 10\}$ e $q = \{1, 2, \dots, 5\}$. Os intervalos para p e q foram determinados a partir da análise da série diferenciada. Adotou-se $d = 1$ para modelagem da série, uma vez que após uma diferença a série se tornou estacionária.

Na Tabela 1 apresentam-se os modelos que apresentaram os menores valores de AIC e BIC. Observa-se que o termo autorregressivo é relevante até a 5ª defasagem, sugerindo que valores defasados até cinco meses são importantes para explicar a série no instante t . Finalmente, somente dois modelos não consideram termos de médias móveis.



Tabela 1 – Valores de AIC e BIC para os modelos ajustados

Modelo	AIC	Modelo	BIC
ARIMA(5, 1, 5)	311,777	ARIMA(2, 1, 0)	328,930
ARIMA(4, 1, 2)	312,101	ARIMA(1, 1, 1)	329,367
ARIMA(4, 1, 5)	313,850	ARIMA(1, 1, 2)	329,879
ARIMA(1, 1, 2)	319,188	ARIMA(2, 1, 1)	330,607
ARIMA(2, 1, 1)	319,916	ARIMA(4, 1, 2)	330,811
ARIMA(2, 1, 0)	320,912	ARIMA(4, 1, 5)	340,579
ARIMA(1, 1, 1)	321,349	ARIMA(5, 1, 5)	341,178

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados da PEIC (CNC, 2022)

Observou-se que os resíduos de todos os modelos apresentados na Tabela 2 seguem aproximadamente uma distribuição normal, são não correlacionados e se desenvolvem de forma aleatória em torno de zero. Por fim, por meio dos testes de Shapiro-Wilk e de Ljung-Box verificou-se ao nível de significância de 5% que os resíduos são normais e independentes.

Para analisar a performance destes modelos para fazer previsões consideraram-se as métricas RMSE e MAPE. O período analisado corresponde aos valores registrados em 2019 a fim de evitar possíveis distorções provocadas pela pandemia. Na Tabela 3 apresentam-se os valores de RMSE e MAPE dos modelos considerados. Observa-se que o modelo que apresenta os menores erros, segundo RMSE e MAPE, é o modelo ARIMA (2, 1, 0), o qual não considera parâmetros de médias móveis e considerada dois termos autorregressivos.



Tabela 2 – Métricas de acurácia para cada modelo analisado

Modelo	RMSE	MAPE
(2, 1, 0)	0,9446	0,0100
(4, 1, 2)	1,0404	0,0105
(4, 1, 5)	1,1082	0,0116
(5, 1, 5)	1,3382	0,0146
(2, 1, 1)	1,3478	0,0151
(1, 1, 2)	1,3747	0,0153
(1, 1, 1)	1,3904	0,0153

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados da PEIC (CNC, 2022)

Assim, o modelo considerado para fazer previsões foi o modelo ARIMA(2, 1, 0) devido a acurácia na previsão, o menor valor para o método BIC e por permitir a interpretação do modelo. Este modelo indica que o endividamento no cartão de crédito de dois meses anteriores é relevante para explicar o comportamento dessa dívida no mês presente. Os parâmetros estimados e significativamente diferentes de zero para o modelo selecionado são apresentados na Tabela 4.

Tabela 3 – Estimativas dos parâmetros do modelo ARIMA (2, 1, 0)

Parâmetro	Estimativa	Desvio Padrão	Valor-p
AR(1)	-0,0300	0,0911	0,7424
AR(2)	-0,2834	0,0917	0,0020

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados da PEIC (CNC, 2022)

O modelo final é dado pela Equação (6):

$$CC_t = CC_{t-1} - 0,2834(CC_{t-2} - CC_{t-3}) \tag{6}$$

Na Tabela 5 apresentam-se os valores observados e previstos, além dos limites inferior e superior de confiança de 95% para o primeiro ano de pandemia (março de 2020 a fevereiro de 2021).



Tabela 4 – Valores Observados x Previstos e os Limites de confiança de 95%

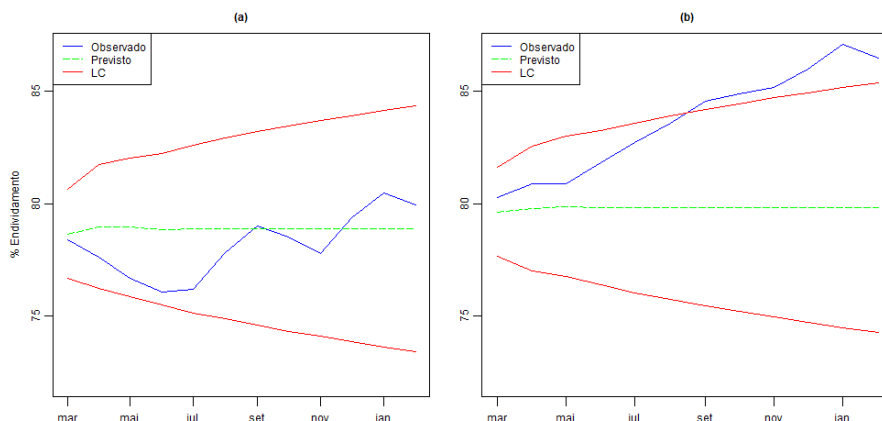
Primeiro Ano de Pandemia					Segundo Ano de Pandemia				
	Obs.	Prev.	LI(95%)	LS(95%)		Obs.	Prev.	LI(95%)	LS(95%)
mar/20	78,41	78,65	76,67	80,64	mar/21	80,26	79,64	77,67	81,61
abr/20	77,61	78,98	76,21	81,75	abr/21	80,87	79,79	77,00	82,59
mai/20	76,69	78,96	75,87	82,04	mai/21	80,87	79,88	76,75	83,02
jun/20	76,06	78,86	75,48	82,25	jun/21	81,84	79,84	76,40	83,28
jul/20	76,19	78,87	75,14	82,60	jul/21	82,73	79,81	76,03	83,60
ago/20	77,84	78,90	74,86	82,94	ago/21	83,60	79,83	75,73	83,93
set/20	79,00	78,90	74,59	83,20	set/21	84,59	79,83	75,46	84,21
out/20	78,52	78,89	74,33	83,45	out/21	84,90	79,83	75,19	84,47
nov/20	77,80	78,89	74,08	83,70	nov/21	85,17	79,83	74,94	84,71
dez/20	79,39	78,89	73,85	83,93	dez/21	86,02	79,83	74,70	84,95
jan/21	80,49	78,89	73,63	84,15	jan/22	87,11	79,83	74,48	85,18
fev/21	79,96	78,89	73,42	84,37	fev/22	86,50	79,83	74,26	85,40

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados da PEIC (CNC, 2022)

Nota-se que os valores observados estão dentro dos Limites de Confiança (LC), indicando que a pandemia não afetou o endividamento no cartão de crédito para as famílias brasileiras. Entretanto, para o segundo ano da pandemia (março de 2021 a fevereiro de 2022), nota-se que os valores observados são maiores que o LC superior a partir de setembro de 2021, indicando que a pandemia afetou este tipo de dívida a partir deste mês. Tal impacto se dá devido à tendência de crescimento que se acentua no período, resultando em valores distantes dos dados históricos da série.

Na Figura 5 apresenta-se a série da taxa de endividamento no cartão de crédito com seus valores previstos e observados para melhor visualização dos impactos da COVID-19.

Figura 03 – Valores observados e previstos para o primeiro e segundo ano da pandemia



Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados da PEIC (CNC, 2022)

Finalmente, o modelo ARIMA (2,1,0) é implementado atualizando os dados para fazer previsões para os próximos seis meses a partir de novembro de 2022. Na Tabela 6 apresentam-se as previsões.

Tabela 5 – Previsão da taxa de endividamento das famílias brasileiras no cartão de crédito de novembro de 2022 a abril de 2023

	Previsto	LI(95%)	LS(95%)
nov/22	86,11	84,17	88,05
dez/22	85,96	83,13	88,78
jan/23	85,96	82,73	89,19
fev/23	86,00	82,44	89,56
mar/23	86,00	82,09	89,91
abr/23	85,99	81,75	90,23

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados da PEIC (CNC, 2022)

Observa-se que os valores previstos estão em torno de 86% e os Limites de confiança de 95% iniciando com uma diferença de 4 pontos percentuais para o primeiro mês previsto (novembro de 2022) e 9 pontos percentuais para o sexto mês previsto (abril de 2023).



5. Considerações finais

O presente trabalho teve o objetivo de analisar o endividamento das famílias brasileiras nos últimos anos, o impacto da pandemia da Covid-19 e prever o seu comportamento de forma acurada para o melhor entendimento da sua situação financeira das famílias brasileiras.

O estudo realizou a previsão da taxa de endividamento das famílias brasileiras por cartão de crédito para seis meses, entre novembro de 2022 e abril de 2023, por meio da utilização de modelo ARIMA. Para a escolha do modelo, selecionou-se a partir dos critérios AIC e BIC e das métricas de performance RSME e MAPE. O modelo que melhor se ajustou aos dados foi o ARIMA(2, 1, 0), indicando que o valores do endividamento de dois meses atrás ajudam a explicar o comportamento do mês atual.

Quanto aos impactos da COVID-19, os resultados encontrados indicam que a pandemia impactou o endividamento das famílias brasileiras no cartão de crédito, resultando em um maior endividamento do que o esperado de acordo com os modelos apresentados. A pandemia afetou as famílias brasileiras em seu segundo ano (março de 2021 a fevereiro de 2022), apresentando uma tendência crescente forte a partir de setembro de 2021.

Há fatores que apresentam alguns limites dentro da pesquisa, dentre eles, podemos citar as taxas de endividamento apresentadas em conjuntos não exclusivos, o que impede de separar o quanto cada família está endividada em apenas um grupo ou qual a proporção entre grupos, o que permitiria analisar melhor a distribuição da dívida das famílias brasileiras. Também, o modelo de séries temporais é um modelo linear, que é sensível a tendências abruptas, podendo não performar muito bem diante desses cenários. A utilização de modelos não lineares pode auxiliar em modelos melhores ajustados.

Para um próximo estudo, recomenda-se realizar uma análise dos outros tipos de endividamento das famílias brasileiras que compõe a análise da PEIC, realizar uma abordagem de outros fatores que podem influenciar o seu comportamento ao longo do tempo, como por exemplo correlacionar com os níveis de renda da população brasileira e fazer uso de redes neurais para identificar mais a fundo os padrões de comportamento da série.



REFERÊNCIAS

AKAIKE, H. (1974). A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, 1974, AC-19, 716-723

ARAÚJO, Fernando. **Crediário: o que é e como funciona?**, ECRED – SERASA, São Paulo 2022. Disponível em: <https://www.serasa.com.br/ecred/blog/crediaro-o-que-e-como-funciona/> Acesso em: 13 out. 2022.

BACEN, Banco Central Brasileiro - **Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS)**, 2022. Indicadores de crédito, Concessões com recursos livres para cartão de crédito pessoa física - Módulo Público. Disponível em: <https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries> Acesso em: 12 out. 2022.

BOX, G. E. P., & COX, D. R. An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B, Statistical Methodology*, 26(2), 211–252, 1964. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1964.tb00553.x>. Acesso em: 28 nov. de 2022.

BOX, G. E. P., G. M. JENKINS, and G. C. Reinsel. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. 3rd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1994. Disponível em: <https://archive.org/details/timeseriesanalys0000boxg>. Acesso em: 30 de nov. de 2022.

BOX, G. E. P.; PIERCE, David A.. Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive-Integrated Moving Average Time Series Models. **Journal Of The American Statistical Association**, [S.L.], v. 65, n. 332, p. 1509-1526, dez. 1970. Informa UK Limited. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1080/01621459.1970.10481180>. Acesso em: 22 mai. de 2022.

CNC – CONFEDERAÇÃO NACIONAL DO COMÉRCIO DE BENS, SERVIÇOS E TURISMO. **Pesquisa de Endividamento e Inadimplência do Consumidor (Peic)**. Brasília, 2022. Pesquisas. Disponível em: <https://www.portaldocomercio.org.br/publicacoes/pesquisa-de-endividamento-e-inadimplencia-do-consumidor-peic-outubro-de-2022/449422>. Acesso em: 07 abr. 2022.

FENABRAVE, Federação Nacional da Distribuição de Veículos Automotores. **Índice de emplacamento de veículos. 2022**. Disponível em: <https://www.fenabreve.org.br/Portal/conteudo/emplacamentos>. Acesso em: 20 set. 2022.

FENABRAVE, Federação Nacional da Distribuição de Veículos Automotores, 2021, São Paulo. **Anuário FENABRAVE - O Desempenho da Distribuição Automotiva No Brasil**, São Paulo: Fenabreve, 2021. 100 p. Disponível em: <https://online.fliphtml5.com/ordey/wqpd/#p=1>. Acesso em: 12 out. 2022.



FONSECA, Simone Evangelista et al. Análise do Impacto de Variáveis Macroeconômicas no Desempenho Financeiro E Endividamento de Empresas Listadas Na B3. **Revista Universo Contábil**, Blumenau, v. 14, n. 4, p. 93-114, 13 maio 2019. Revista Universo Contabil. <http://dx.doi.org/10.4270/ruc.2018429>. Disponível em: <https://proxy.furb.br/ojs/index.php/universocontabil/article/view/7053/4267>. Acesso em: 17 abr. 2022.

G. M. LJUNG, G. E. P. BOX, On a measure of lack of fit in time series models, **Biometrika**, Volume 65, Issue 2, August 1978, Pages 297–303, <https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>. Acesso em: 15 de nov. de 2022

GONÇALVES, Rafaela. Dívida em carnês e cartões de loja aumenta e atinge 19% das famílias. **Correio Braziliense: Economia**. Brasília. 05 set. 2022. Disponível em: <https://www.correio braziliense.com.br/economia/2022/09/5034565-divida-em-carnes-e-cartoes-de-loja-aumenta-e-atinge-19-das-familias-diz-cnc.html#>. Acesso em: 27 set. 2022.

G1, Globo. **Venda de veículos novos cresce 8,7% em 2019 e alcança melhor resultado em 5 anos**. Redação globo, São Paulo 02 de janeiro de 2020. Disponível em: <https://autoesporte.globo.com/videos/noticia/2020/01/venda-de-veiculos-novos-cresce-87percent-em-2019-diz-associacao-das-concessionarias.ghtml> Acesso em: 20 set. 2022.

HYNDMAN, Rob J ; ATHANASOPOULOS, George - **Forecasting: Principles and Practice (2nd ed)** – Monash University, Australia - Capítulo 8 - 8.7. Disponível em: <https://otexts.com/fpp2/arima.html>. Acesso em: 20 out. 2022.

ITRI ALVES, Marcus Vinicius. **Inclusão financeira e meios de pagamento: um estudo exploratório sobre o uso de cartões de crédito e o índice de inadimplência**. 2020. Trabalho de conclusão de curso (MBA) - Mestre em Gestão para competitividade, Fundação Getúlio Vargas Administração Disponível em: https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/29060/Dissertacao_MPGC_Marcus%20Itri.pdf?sequence=3&isAllowed=y Acesso em: 01 set. 2022.

KAMISAKI, Fernando Yuataka. **Criação do processo de previsão de demanda orientado para o planejamento estratégico de uma empresa do setor farmacêutico**. 2009. Trabalho de conclusão de curso (Bacharel) - Cuso de Engenharia de Produção, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Disponível em: <https://repositorio.usp.br/directbitstream/a2f7f831-e19a-4ec7-bd83-c31f743b068d/FernandoYutakaKamisaki%20TCCPRO09.pdf>. Acesso em: 10.abr.2022.

MORETTIN, Pedro A.; TOLOI, Clélia M. C. **Análise de séries temporais: modelos lineares univariados**. 3. ed. São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda, 2018. 455 p.



RIBEIRO, Alexandra Rayssa Nascimento; MAIA, Matheus Ferreira. Endividamento Familiar no Brasil. **Revista Pet Economia Ufes**: Economia do Fim dos Tempos, Vitória, v. 2, n. 2, p. 37-41, 07 mar. 2022. Semestral. Disponível em: <https://periodicos.ufes.br/peteconomia/article/view/37642/24824>. Acesso em: 03 abr. 2022.

SCHAUN, André. **Mais de 15 milhões de carros usados foram vendidos no Brasil em 2021**. G1, Globo - Redação globo, São Paulo 02 de janeiro de 2021. Disponível em: <https://autoesporte.globo.com/videos/noticia/2020/01/venda-de-veiculos-novos-cresce-87percent-em-2019-diz-associacao-das-concessionarias.ghtml> Acesso em: 20 set. 2022.

SCHMIDT NETO, André Perin. Superendividamento do consumidor: conceito, pressupostos e classificação. **Revista da Sjrj**, Rio de Janeiro, v. 8, n. 26, p. 167-284, abr. 2009. Quadrimestral. Disponível em: <https://www.jfrj.jus.br/sites/default/files/revista-sjrj/arquivo/36-153-1-pb.pdf>. Acesso em: 07 abr. 2022.

SCHWARZ, G. Estimating the dimensional of a model. **Annals of Statistics**, Hayward, 1978. v.6 n.2 p.461-464.

SERASA, OPINION BOX. **Pesquisa Endividamento 2021**. São Paulo, 2021. SERASA. Disponível em: <https://www.serasa.com.br/assets/cms/2021/Pesquisa-Endividamento-2021-Release-.pdf>. Acesso em: 26 de abril de 2022.

S. S. SHAPIRO, M. B. WILK, An analysis of variance test for normality (complete samples), **Biometrika**, Volume 52, Issue 3-4, December 1965, Pages 591–611, <https://doi.org/10.1093/biomet/52.3-4.591>. Acesso em: 10 de nov. de 2022.

VIEIRA, Ana Luiza Brenke Diniz; ROMA, Carolina Magda da Silva; FERREIRA, Bruno Pérez. O Custo Do Crédito Pessoal Em Relação Ao Nível De Endividamento Das Famílias Brasileiras E À Taxa De Juros Selic Doi - 10.5752/P.1984-6606.2014v14n36p138. **Revista Economia & Gestão**, [S.L.], v. 14, n. 36, p. 138-160, 23 out. 2014. Pontificia Universidade Catolica de Minas Gerais. <http://dx.doi.org/10.5752/p.1984-6606.2014v14n36p138>. Disponível em: <http://periodicos.pucminas.br/index.php/economiaegestao/article/view/P.1984-6606.2014v14n36p138/7257>. Acesso em: 17 abr. 2022.

ZANIBONI, Natália Cordeiro. **A inadimplência do sistema financeiro no Brasil explicada por meio de fatores macroeconômicos**. 2013. 177 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Administração, Departamento de Administração, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12139/tde-10022014-144515/publico/NataliaCordeiroZaniboniVC.pdf>. Acesso em: 06 abr. 2022.