

Marcos Alexandre Valente Jerônimo

**Metodologia para Projeção de Índice de  
Inadimplência com uso de Variáveis  
Macroeconômicas**

Brasil

2022, v-1.9.7

Marcos Alexandre Valente Jerônimo

## **Metodologia para Projeção de Índice de Inadimplência com uso de Variáveis Macroeconômicas**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Economia, com ênfase em Gestão de Riscos, Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade de Administração Contabilidade e Economia - FACE

Departamento de Economia - ECO

Programa de Pós-Graduação

Orientador: Daniel Oliveira Cajueiro

Brasil

2022, v-1.9.7

Marcos Alexandre Valente Jerônimo

Metodologia para Projeção de Índice de Inadimplência com uso de Variáveis Macroeconômicas/ Marcos Alexandre Valente Jerônimo. – Brasil, 2022, v-1.9.7-51p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Daniel Oliveira Cajueiro

Dissertação (Mestrado) – Universidade de Brasília - UnB  
Faculdade de Administração Contabilidade e Economia - FACE  
Departamento de Economia - ECO  
Programa de Pós-Graduação, 2022, v-1.9.7.

1. Projeção. 2. Inadimplência. 3. Variáveis Macroeconômicas. 4. Série Temporal. 5. Regressão Dinâmica com Resíduos. 6. ARIMA. 7. Gestão de Risco. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia - FACE. IV. Departamento de Economia IV. Metodologia para Projeção de Índice de Inadimplência com uso de Variáveis Macroeconômicas

Marcos Alexandre Valente Jerônimo

## **Metodologia para Projeção de Índice de Inadimplência com uso de Variáveis Macroeconômicas**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Economia, com ênfase em Gestão de Riscos, Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Trabalho aprovado. Brasil, 14 de junho de 2022:

---

**Daniel Oliveira Cajueiro**  
Orientador

---

**Herbert Kimura**  
Convidado 1

---

**Regis Augusto Ely**  
Convidado 2

Brasil  
2022, v-1.9.7

*Este trabalho é dedicado à memória de meu pai, e à de todos os parentes e amigos que partiram nos últimos dois anos.*

# Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, que em sua sabedoria infinita permite ao homem, sua imagem e semelhança, adentrar no campo infinito da ciência e experienciar novos aprendizados, apesar de sua pequenez.

Aos meus pais, irmãs e demais familiares por serem suporte e âncora durante toda a minha formação acadêmica e por sempre acreditarem no meu potencial.

Aos professores do Departamento de Economia da Universidade de Brasília e, em especial, ao Prof. Dr. Daniel Oliveira Cajueiro, que orientou este trabalho, pela paciência e empenho na instrução dos alunos em busca de uma formação completa e qualificada.

À empresa que trabalho, que possibilitou o ingresso no Mestrado Profissionalizante, e que, por meio de seus gestores, acredita na contribuição da pesquisa científica para melhoria de seus processos e resultados.

Aos meus gestores e colegas, em especial à Roberta Maria e Silva e Oliveira, pela tão valiosa contribuição nas discussões a respeito das técnicas e ferramentas utilizadas na elaboração deste trabalho.

Aos colegas de curso, por tornarem essa jornada menos pesada e por tantas experiências trocadas de crescimento acadêmico, profissional e pessoal.

A todos os meus amigos que a cada dia me mostram que acreditar em si mesmo é o primeiro passo para o sucesso.

Muito obrigado a todos vocês!

*“Exatamente, disse a raposa.  
Tu não és ainda para mim senão um garoto  
inteiramente igual a cem mil outros garotos.  
E eu não tenho necessidade de ti.(...).  
Mas, se tu me cativas, nós teremos necessidade um do outro.  
Serás para mim o único no mundo.  
E eu serei para ti única no mundo...  
(O Pequeno Príncipe, Antoine de Saint-Exupéry)*

# Resumo

Nesse trabalho, apresentamos uma metodologia para Projeção do Índice de Inadimplência com uso de variáveis macroeconômicas. Para aplicação dessa metodologia, primeiramente são apresentadas as variáveis macroeconômicas selecionadas para análise, onde é possível, de maneira empírica verificar a correlação delas com a ocorrência de inadimplência no mercado brasileiro. Posteriormente são apresentadas as premissas para utilização do Modelo de Regressão Dinâmica com Resíduos ARIMA, e sua implementação no software estatístico *R*. A modelagem inicia-se com análise descritiva e exploratória da série temporal da variável resposta, com aplicação de testes de normalidade e estacionariedade. Após essa análise é apresentada o desenvolvimento matemático do modelo, com os parâmetros utilizados para correta implementação na ferramenta. Por fim, são apresentados os resultados dos testes de modelagem e o modelo obtido, bem como as medidas de desempenho que permitem validar os resultados. Com a técnica aplicada foi possível obter uma projeção do índice de inadimplência num horizonte temporal de dois anos, conforme objetivo do estudo, modelo esse que pode ser utilizado num cenário de manutenção das condições macroeconômicas parametrizadas na modelagem. Tal previsão se torna útil aos gestores de risco na tomada de decisão em assuntos estratégicos, permitindo aos mesmos anteciparem-se a cenários não esperados, ou ainda na realização de testes de estresse. É apresentada ainda uma comparação com o modelo gerado pelo *Facebook Prophet*, ferramenta que gera modelo de projeção de séries temporais.

**Palavras-chave:** Projeção, inadimplência, variáveis macroeconômicas, série temporal, regressão dinâmica com resíduos, ARIMA, gestão de risco.



# Abstract

In this work, we present a methodology for Projection of the Default Ratio using macroeconomic variables. In order to apply this methodology, the macroeconomic variables selected for analysis are first presented, where it is possible, empirically, to verify their correlation with the occurrence of default in the Brazilian market. Subsequently, the premises for using the Dynamic Regression Model with ARIMA Residuals, and its implementation in the *R* statistical software are presented. The modeling begins with a descriptive and exploratory analysis of the time series of the response variable, with the application of normality and stationarity tests. After this analysis, the mathematical development of the model is presented, with the parameters used for correct implementation in the tool. Finally, the results of the modeling tests and the model obtained are presented, as well as the performance measures that allow validating the results. With the applied technique, it was possible to obtain a projection of the default rate in a time horizon of two years, according to the objective of the study, a model that can be used in a scenario of maintenance of the macroeconomic conditions parameterized in the modeling. Such a forecast becomes useful to risk managers in decision making on strategic matters, allowing them to anticipate unexpected scenarios, or even to carry out stress tests. A comparison with the model generated by *Facebook Prophet*, a tool that generates a time series projection model, is also presented.

**Keywords:** forecast, default, macroeconomic variables, time series, dynamic regression with residuals, ARIMA, risk management.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Inadimplência de Mercado - Série Histórica . . . . .	17
Figura 2 – Comparação Inadimplência X IBC-BR . . . . .	18
Figura 3 – Comportamento Histórico da Inadimplência . . . . .	24
Figura 4 – Análise Descritiva e Exploratória . . . . .	25
Figura 5 – Índice de Inadimplência - Correlação com SELIC e EMBI de 1/2015 a 2/2020 . . . . .	26
Figura 6 – Índice de Inadimplência - Correlação com IBC-Br e MASSA de 1/2015 a 2/2020 . . . . .	27
Figura 7 – Índice de Inadimplência - Real vs Projeção . . . . .	30
Figura 8 – Índice de Inadimplência - Real X Projetado ( <i>Prophet</i> ) . . . . .	33
Figura 9 – Comparativo - Realizado <i>versus</i> projetado em ambos modelos . . . . .	33

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Teste de Raiz Unitária e Normalidade . . . . .	24
Tabela 2 – Medidas de Desempenho . . . . .	29
Tabela 3 – Inadimplência de Mercado - Projeção . . . . .	30
Tabela 4 – Medidas de Desempenho . . . . .	34
Tabela 5 – Inadimplência de Mercado - Histórica . . . . .	38
Tabela 6 – Variáveis Macroeconômicas . . . . .	42
Tabela 7 – Inadimplência de Mercado - Projeções <i>Prophet</i> . . . . .	47

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Teste de Raiz Unitária e Normalidade . . . . .	24
Tabela 2 – Medidas de Desempenho . . . . .	29
Tabela 3 – Inadimplência de Mercado - Projeção . . . . .	30
Tabela 4 – Medidas de Desempenho . . . . .	34
Tabela 5 – Inadimplência de Mercado - Histórica . . . . .	38
Tabela 6 – Variáveis Macroeconômicas . . . . .	42
Tabela 7 – Inadimplência de Mercado - Projeções <i>Prophet</i> . . . . .	47

# Lista de abreviaturas e siglas

CEF Caixa Econômica Federal

PIB Produto Interno Bruto

# Lista de símbolos

$\Gamma$	Letra grega Gama
$\Lambda$	Lambda
$\zeta$	Letra grega minúscula zeta
$\in$	Pertence

# Sumário

1	<b>INTRODUÇÃO</b> . . . . .	15
2	<b>DADOS</b> . . . . .	17
3	<b>METODOLOGIA</b> . . . . .	20
4	<b>RESULTADOS</b> . . . . .	24
5	<b>CONCLUSÕES</b> . . . . .	35
	<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	36
	<b>APÊNDICES</b>	<b>37</b>
	<b>APÊNDICE A – INADIMPLÊNCIA DE MERCADO - SÉRIE HISTÓRICA</b> . . . . .	<b>38</b>
	<b>APÊNDICE B – VARIÁVEIS MACROECONÔMICAS - DADOS HISTÓRICOS E PROJEÇÕES</b> . . . . .	<b>42</b>
	<b>APÊNDICE C – VALORES OBTIDOS PELO MODELO DE PROJEÇÕES <i>Prophet</i></b> . . . . .	<b>47</b>

# 1 Introdução

A análise de risco das carteiras de crédito das Instituições Financeiras é altamente dinâmico, dependente de uma série de fatores interdependentes, por vezes voláteis e que exigem constantes atualizações nas metodologias que visam estimar indicadores de gestão. Essas metodologias são desenvolvidas com objetivo de efetuar projeções nos mais diversos cenários, permitindo aos gestores de risco planejarem ações e se anteciparem a eventuais discrepâncias no comportamento das carteiras de crédito.

Dwiputri (DWIPUTRI I.; KUSUFI, 2020) em seus estudos recentes concluiu que "A técnica de previsão de condições econômicas no futuro é frequentemente usado como a base do planejamento do desenvolvimento econômico de uma região."

Ainda nessa perspectiva, as variáveis macroeconômicas podem exercer forte influência sobre os indicadores da carteira, juntamente com a interação entre outras variáveis, como por exemplo a composição da carteira no momento da avaliação, especificidades de segmentos de produtos, como garantias, além das políticas internas das instituições e determinações das regulamentações do setor.

O impacto que as variáveis macroeconômicas podem exercer sobre a carteira também não ocorre de maneira simultânea, pois depende de quais setores da economia foram mais afetados; do percentual de exposição da carteira em cada segmento específico; de quanto os tomadores de crédito foram afetados e da reserva financeira que possuem antes que se possa efetivamente refletir nos indicadores.

Ainda, as medidas tomadas pelas instituições também contribuem de maneira importante na evidenciação desse impacto, como renegociações de prazo e taxas, prorrogações, vendas de carteira, entre outros.

Por tais motivos, as metodologias para projeções dos indicadores da carteira de crédito devem ser desenvolvidas de forma que permitam a flexibilidade adequada para a utilização de períodos históricos dos comportamentos das carteiras e das variáveis macroeconômicas que sejam mais aderentes ao período e composição de carteira no período em que forem projetados.

Somado a esses fatores, por conta da dinamicidade apresentada na composição das carteiras de crédito; as mudanças cada vez mais rápidas do cenário macroeconômico e a sua influência sobre a variação dos indicadores de carteira, faz-se necessário revisões frequentes das fórmulas e variáveis utilizadas nas projeções de carteira.

Dada tal dinamicidade, existe a sinalização tanto do regulador quando das áreas internas de *Compliance*, validação e monitoramento de modelos de risco, da necessidade



de revisão da metodologia de teste de estresse.

A pesquisa que é objeto desse projeto visa, a partir de ferramentas econométricas existentes, desenvolver um ou mais modelos de projeção de indicadores de carteira, focado inicialmente em um modelo que projete o Índice de Inadimplência do Mercado, considerando bases históricas com uso de análise de séries temporais de variáveis macroeconômicas divulgadas pelo BACEN.

O Banco Central do Brasil, através da resolução CMN nº 4.557 de 23 de fevereiro de 2017, estabelece que, na estrutura de gerenciamento de riscos das instituições financeiras torna-se imperativa a necessidade de avaliação previa do risco inerente a alterações nas perspectivas macroeconômicas.

O desafio de agregar aos modelos de avaliação de risco variáveis que traduzam tais perspectivas foi então intensificado após a publicação da referida resolução, mas não trata-se de assunto novo entre os gestores de risco.

Já há tempo faz-se necessária a verificação de se, e como, fatores macroeconômicos podem gerar impactos na mensuração de riscos. É de notável conhecimento que crises financeiras impactam significativamente o mercado financeiro, como pode ser verificado recentemente com a crise financeira de 2007. Essas crises propulsionaram aos modeladores a incorporação dos cenários macroeconômicos e indicadores a seus processos de modelagem. Carling et al (2004) ([CARLING et al., 2004](#)) incluíram variáveis macroeconômicas em seu trabalho de modelagem, mas perceberam que há falta de referenciais teóricos na literatura empírica, provavelmente devido à falta de dados históricos de créditos adequados.

Matsumura ([MATSUMURA; VICENTE, 2010](#)) estudou a interação entre as variáveis macroeconômicas e a curva de juros soberana brasileira, chegando a concluir, em análises específicas, que tais variáveis afetam significativamente a probabilidade de inadimplência .

A falta de dados torna-se ainda mais desafiadora quando objetiva-se desenvolver modelos de projeção capazes de inferir comportamentos futuros de indicadores, antevendo possíveis problemas e permitindo aos gestores de riscos uma atuação proativa na condução de ações de enfrentamento.

Como ferramenta de projeção pode-se utilizar modelos de análise de séries temporais, que possuem diferentes formas de inferir resultados posteriores a partir de dados passados. Marcellino ([MARCELLINO; STOCK; WATSON, 2006](#)) e Li et al ([LI; CHEN, 2014](#)) utilizaram modelos de análises de séries temporais, em diversas técnicas, como forma de efetuarem previsões, obtendo resultados promissores em suas conclusões.

## 2 Dados

A Base de Dados para aplicação da técnica para modelagem de projeções e teste de estresse foi extraída da tabela "Inadimplência da carteira de crédito - Total", disponibilizada pelo Departamento de Estatísticas do Banco Central do Brasil - BACEN, acessível no sítio dessa autarquia na internet. O período histórico considerado foi de Jan/2012 a Out/2021. A variável resposta selecionada foi o Índice de Inadimplência de Mercado para aplicação do teste da metodologia proposta neste trabalho.

Em paralelo à análise especialista, realizou-se a análise descritiva e exploratória da série de dados da variável resposta "Índice de Inadimplência de Mercado".

A Figura 1 apresenta o gráfico com o comportamento da série do Índice de Inadimplência no período de Jan/2012 a Out/2021.

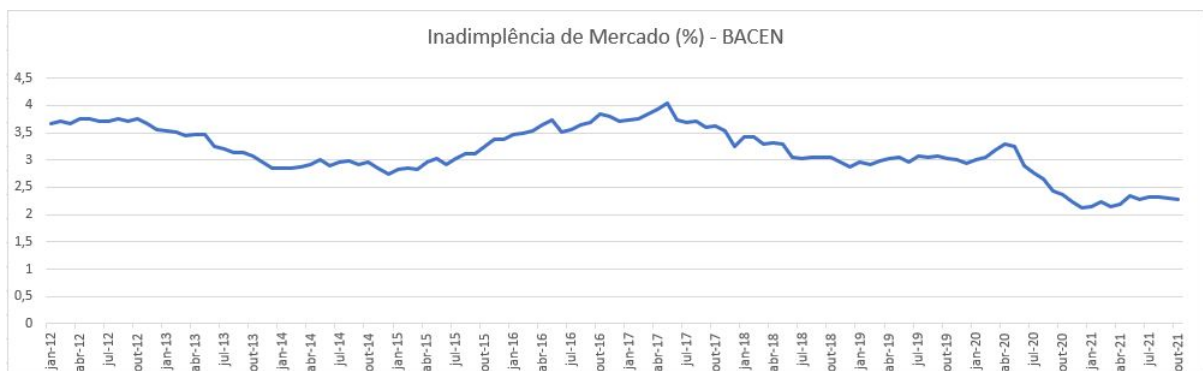


Figura 1 – Inadimplência de Mercado - Série Histórica

No Apêndice A é apresentada a tabela com os valores divulgados pelo BACEN a respeito da Inadimplência Histórica.

Para construção do modelo de projeções foram utilizados dados de variáveis macroeconômicas que possuem relação com o resultado pretendido. Nesse contexto, as variáveis macroeconômicas (variáveis descritivas) foram selecionadas em decorrência da aderência apresentada com a variável resposta, ou seja, as que apresentam maior correlação, que pode ser:

- (a) **Correlação linear inversa:** Quando o aumento da variável explicativa tende a diminuir a variável resposta e vice-versa.
- (b) **Correlação linear inversa:** Quando o aumento da variável explicativa tende a diminuir a variável resposta e vice-versa.

O Apêndice B apresenta a tabela com os valores das variáveis macroeconômicas utilizada para a projeção.

A seleção das variáveis descritivas pode utilizar técnica estatística, associada ou não à uma metodologia especialista para a definição das que apresentem maior aderência.

De maneira especialista, pode-se comparar graficamente as duas variáveis, conforme Figura 2, que compara as variações da variável explicativa IBC-Br com a variável resposta Índice de Inadimplência, entre JAN 2015 a JUN 2020:

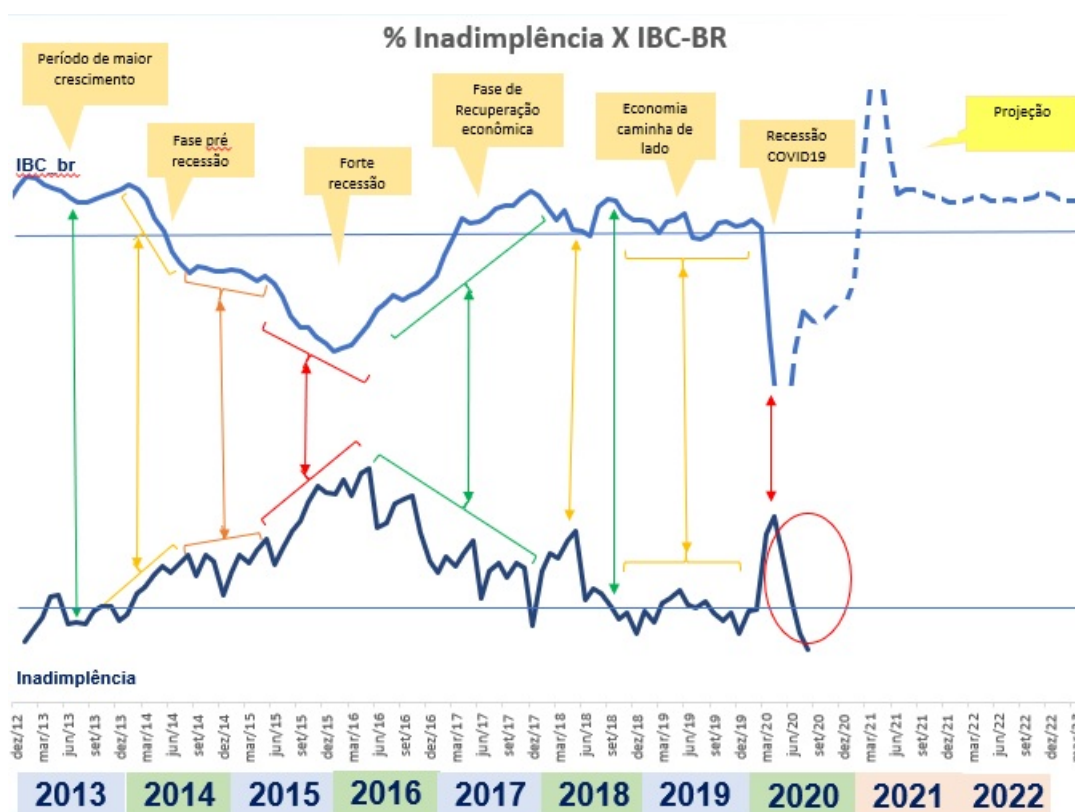


Figura 2 – Comparação Inadimplência X IBC-BR

Nas duas análises gráficas, quando avaliadas na mesma escala, é possível observar a correlação inversa entre as duas variáveis. A queda do IBC-BR reflete no aumento da inadimplência, e sua elevação reflete na queda do Índice de inadimplência.

As variáveis explicativas são diretamente influenciadas pelo contexto macroeconômico pelo qual o país enfrenta no momento. Dado tal fator, o histórico a ser selecionado no estudo é de grande relevância no resultado do modelo.

O histórico, preferencialmente, deve contemplar fases distintas da economia, para que o modelo seja capaz de sensibilizar de que forma o comportamento das variáveis explicativas impactam nos resultado pretendido, englobando fases boas e ruins.

Apesar das análises gráficas apresentarem uma boa noção visual e permitirem observar o comportamento das variáveis ao longo do período, servindo como balizadores

na escolha das variáveis, esse tipo de análise apresenta limitações, além de exigirem maior trabalho operacional.

Nesse sentido, as variáveis explicativas também podem ser selecionadas por meio de metodologias estatísticas, tanto para a escolha das variáveis, quanto suas variações e defasagens.

As variáveis macroeconômicas selecionadas nos testes aplicados foram as seguintes:

- **SELIC** é a taxa média ajustada dos financiamentos diários apurados no Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (Selic) para títulos federais. Para fins de cálculo da taxa, são considerados os financiamentos diários relativos às operações registradas e liquidadas no próprio Selic e em sistemas operados por câmaras ou prestadores de serviços de compensação e de liquidação;
- **Massa de Rendimento** - Massa de rendimento real de todos os trabalhos, habitualmente recebido por mês, pelas pessoas de 14 anos ou mais de idade, ocupadas na semana de referência, com rendimento de trabalho (Milhões de Reais);
- **EMBI** (*Emerging Markets Bond Index*) - Índice de risco criado pela P.J. Morgan, com a finalidade de medir a performance dos títulos emitidos por mercados emergentes de países que atendem a critérios específicos relacionados à estrutura e liquidez.
- **IBC-BR** - Índice de desempenho econômico calculado mensalmente pelo BACEN, utilizado como prévia para o resultado do PIB e que apresenta periodicidade trimestral.

## 3 Metodologia

O Modelo de Regressão Dinâmica com Resíduos ARIMA é uma das metodologias que analisa Séries Temporais com variáveis exógenas na área de Econometria. O principal objetivo desta metodologia é evidenciar os impactos das variáveis exógenas (variáveis macroeconômicas) em relação ao objeto de análise (variáveis resposta).

Esses modelos foram estudados por George Box e Gwilym Jenkins em 1976 (BOX et al., 1994), sendo eles as principais referências na metodologia ARIMA aplicado à análise de séries temporais.

Em geral, o modelo ARIMA é descrito utilizando a notação ARIMA(p, d, q), onde p denota a ordem do processo autoregressivo (AR), d é expressa a diferenciação, e q é a ordem específica da média móvel (MA), conforme explica Ahmar (AHMAR et al., 2018) em sua aplicação.

Essa metodologia oferece a possibilidade de combinar dados passados com variáveis exógenas, úteis para aumentar a capacidade de predição do modelo. Como forma de exemplificar essa metodologia, é possível citar: aumento de exposição na estratégia de Instituições Financeiras, ações de recuperação de crédito, mudanças legais, cenários de variação na economia interna e externa ou outras variáveis que, em análises distintas, podem explicar algumas das variações históricas e, conseqüentemente, levam a previsões mais precisas e representativas do cenário macroeconômico projetado.

Uma série temporal estacionária é aquela cujas propriedades não dependem do momento em que a série é observada. Ou seja, se  $y_t$  for uma série temporal estacionária, a distribuição de  $y_t, \dots, y(t+s)$  não depende de  $t$ , para todos os  $s$ .

As análises e técnicas efetuadas nesse trabalho foram feitas com a utilização do *software* estatístico R. O R é uma ferramenta estatística de código aberto para todas as plataformas, ou seja, Windows, Linux e OS X (Mac). O *software* pode ser baixado em "<http://cran.r-project.org>". Para que sejam efetuadas as análises estatísticas de dados é necessária a utilização de pacotes pré-desenvolvidos. O pacote no R varia dependendo das necessidades do usuário em relação à análise. Hyndman (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018) explica que o pacote de previsão utilizam os métodos e ferramentas usados para exibir e analisar a previsão univariada de séries temporais, incluindo modelo de suavização exponencial com espaço de estados e modelagem automática ARIMA.

Inicialmente é efetuada uma análise descritiva e exploratória da série definida como variável resposta, ou seja, no contexto desse trabalho, o Índice de Inadimplência do

Mercado.

Para essa variável resposta analisa-se a série quanto a sua estacionaridade através do teste de raiz unitária que sinaliza se a série possui uma raiz unitária indicando evidências de não estacionariedade. E, quanto a normalidade da série que aponta evidências da série se aproximar ou não de uma distribuição normal.

O teste de raiz unitária é realizado pelo Teste de Augmented-Dickey-Fuller (ADF) com a função *ur.df* do pacote *urca*, e o teste de normalidade é realizado pelo Teste de Shapiro-Wilk com a função *shapiro.test* do pacote *stats*.

Identificando que há evidências da série não ser estacionária e nem apresentar aproximadamente distribuição normal, pode-se aplicar a Transformação Box-Cox a fim de tornar a série estacionária e próxima a uma distribuição normal. Para atingir esse objetivo, é necessário calcular o número *lambda* com auxílio da função *BoxCox.lambda* do pacote *forecast*.

Também se efetua teste quanto à existência de período sazonal na série da Variável Resposta, como também, se há necessidade de aplicar diferenciações sazonais e não sazonais para estabilizar a série.

As Funções *ndiffs* e *nsdiffs* ambas do pacote *forecast*, indicam a quantidade de diferenciações para estacionarizar uma série. A primeira, em períodos não sazonais e a segunda, em períodos sazonais.

Para definição de Modelos de Projeção com Teste de Estresse, sugere-se a técnica de modelagem de Regressão Linear Múltipla com Erros ARIMA através da Função *auto.arima* do Pacote *forecast*.

Conforme documentado por Hyndman ([HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018](#)), a Função *auto.arima* em R usa uma variação do algoritmo Hyndman-Khandakar, que combina testes de raiz unitária, minimização do AICc e MLE para obter um modelo ARIMA. Os argumentos para *auto.arima* fornecem muitas variações no algoritmo.

Os testes de modelagem foram realizados seguindo as seguintes premissas:

- (a) Modelo 1: definição do modelo com teste automático pela função *auto.arima*;
- (b) Modelo 2: definição do modelo com inclusão do parâmetro  $d=1$  na função *auto.arima*, ou seja, forçando uma diferenciação não sazonal;
- (c) Modelo 3: definição do modelo com inclusão do parâmetro  $D = 1$  na função *auto.arima*, ou seja, forçando uma diferenciação sazonal;
- (d) Modelo 4: definição do modelo com inclusão do parâmetro  $d = 1$  e  $D = 1$  na função *auto.arima*, ou seja, forçando uma diferenciação não sazonal e uma diferenciação sazonal.

A fórmula do modelo segue o seguinte padrão:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1,t} + \dots + \beta_k x_{k,t} + \eta_t$$

$$SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)[m] \iff \Phi_P(B^{m*P})(1-B^m)^D \varphi_p(B^p)(1-B)^d \eta_t = c + \Theta_Q(B^{m*Q}) \theta_q(B^q) \varepsilon_t$$

Onde:

$y_t$  é a variável resposta a ser projetada no tempo  $t$ ;

$\beta_0, \dots, \beta_k$  são os coeficientes da parte de Regressão Linear Múltipla do modelo;

$\eta_t$  são os resíduos da Regressão Linear Múltipla definida em modelo ARIMA;

$\Phi_P(B^{m*P})$  é o componente autorregressivo sazonal AR(P);

$(1 - B^m)^D$  é o componente de integração sazonal I(D);

$\varphi_p(B^p)$  é o componente autorregressivo não sazonal AR(p);

$(1 - B)^d$  é o componente de integração não sazonal I(d);

$c$  é a constante do modelo ARIMA;

$\Theta_Q(B^{m*Q})$  é o componente de médias móveis sazonal MA(Q);

$\theta_q(B^q)$  é o componente de médias móveis não sazonal MA(q);

$\varepsilon_t$  são os resíduos da parte ARIMA.

Cabe ressaltar que a equação ARIMA é obtida a partir do comportamento histórico das variáveis preditoras. Essa técnica permite, ainda de acordo com o algoritmo de Hyndman (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018), a obtenção de previsões pontuais, a partir das três etapas a seguir:

- (a) Expanda a equação ARIMA para que  $y_t$  esteja no lado esquerdo e todos os outros termos estejam do lado direito.
- (b) Reescreva a equação substituindo  $t$  por  $T + h$ .
- (c) No lado direito da equação, substitua observações futuras por suas previsões, erros futuros por zero e erros passados pelos resíduos correspondentes.

Começando com  $h = 1$ , essas etapas são repetidas para  $h = 2, 3, \dots$  até que todas as previsões tenham sido calculadas.

Segue abaixo uma ilustração do procedimento acima, usando o modelo ARIMA (3,1,1) como exemplo:

$$(1 - \widehat{\phi}_1 B - \widehat{\phi}_2 B^2 - \widehat{\phi}_3 B^3)(1 - B)y_t = (1 + \widehat{\theta}_1 B)\varepsilon_t$$

Dada a equação acima, deve-se expandir o lado esquerdo obtendo-se:

$$[1 - (1 - \widehat{\phi}_1 B + (\widehat{\phi}_1 - \widehat{\phi}_2) B^2 + (\widehat{\phi}_2 - \widehat{\phi}_3) B^3 + \widehat{\phi}_3 B^4)] y_t = (1 + \widehat{\theta}_1 B) \varepsilon_t$$

Posteriormente, aplica-se os *lags* de forma a considerar defasagens nos períodos, obtendo-se:

$$y_t - (1 + \widehat{\phi}_1) y_{t-1} + (\widehat{\phi}_1 - \widehat{\phi}_2) y_{t-2} + (\widehat{\phi}_2 - \widehat{\phi}_3) y_{t-3} + \widehat{\phi}_3 y_{t-4} = \varepsilon_t + \widehat{\theta}_1 \varepsilon_{t-1}$$

Por fim, movem-se todos os termos, exceto  $y_t$ , para o lado direito da equação:

$$y_t = (1 + \widehat{\phi}_1) y_{t-1} - (\widehat{\phi}_1 - \widehat{\phi}_2) y_{t-2} - (\widehat{\phi}_2 - \widehat{\phi}_3) y_{t-3} - \widehat{\phi}_3 y_{t-4} + \varepsilon_t + \widehat{\theta}_1 \varepsilon_{t-1}$$

Esse procedimento completa o primeiro passo. Para a segunda etapa, deve-se substituir  $t$  por  $T + 1$ :

$$y_{T+1} = (1 + \widehat{\phi}_1) y_T - (\widehat{\phi}_1 - \widehat{\phi}_2) y_{T-1} - (\widehat{\phi}_2 - \widehat{\phi}_3) y_{T-2} - \widehat{\phi}_3 y_{T-3} + \varepsilon_{T+1} + \widehat{\theta}_1 \varepsilon_T$$

Supondo que todas as observações até o momento  $T$  estão disponíveis, todos os valores do lado direito da equação são conhecidos, exceto  $\varepsilon_{T+1}$ , que, sem prejuízo da técnica, é substituído por zero, e  $\varepsilon_T$ , que é substituído pelo último  $e_T$  residual observado:

$$y_{T+1|T} = (1 + \widehat{\phi}_1) y_T - (\widehat{\phi}_1 - \widehat{\phi}_2) y_{T-1} - (\widehat{\phi}_2 - \widehat{\phi}_3) y_{T-2} - \widehat{\phi}_3 y_{T-3} + \widehat{\theta}_1 e_T$$

Uma previsão de  $y_{T+2}$  pode ser obtida substituindo  $t$  por  $T + 2$ . Todos os valores no lado direito serão conhecidos no tempo  $T$ , exceto  $y_{T+1}$ , que será substituído por  $\widehat{y}_{T+1|T}$  e  $\varepsilon_{T+2}$  e  $\varepsilon_{T+1}$ , ambos substituídos por zero:

$$y_{T+2|T} = (1 + \widehat{\phi}_1) y_{T+1|T} - (\widehat{\phi}_1 - \widehat{\phi}_2) y_T - (\widehat{\phi}_2 - \widehat{\phi}_3) y_{T-1} - \widehat{\phi}_3 y_{T-2}$$

O processo continua dessa maneira por todos os períodos futuros. Dessa maneira, qualquer número de previsões pontuais pode ser obtido.



## 4 Resultados

Na Figura 3, observa-se o comportamento da série do Índice de Inadimplência no período de Jan/2015 a Fev/2020:

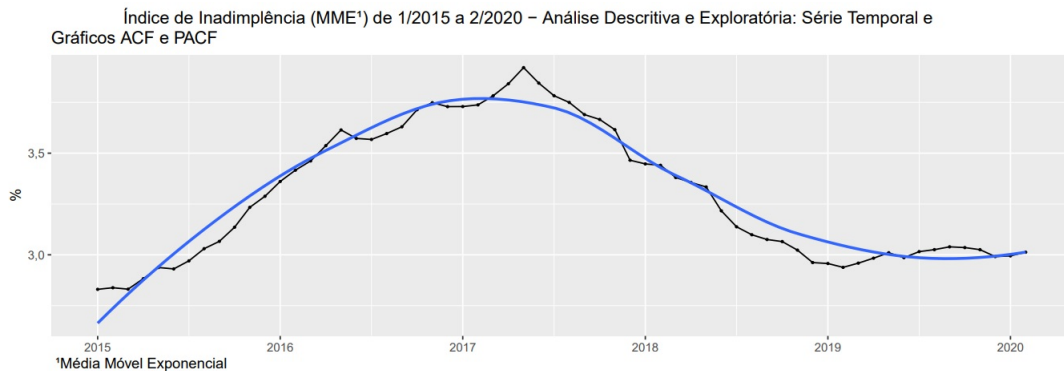


Figura 3 – Comportamento Histórico da Inadimplência

Ao aplicar os testes de raiz unitária e de normalidade, descritos na Tabela 1, constatou-se que há evidências de que a série do Índice de Inadimplência não apresenta estacionariedade e não se aproxima da distribuição normal. Dessa forma, nos testes de modelagem aplicou-se a Transformação Box-Cox para estabilizar a série de Índice de Inadimplência e assim, aproximando da distribuição normal.

Teste	Índice de Inadimplência	Estacionária	Qtde. Difer.	Qtde. Difer. Sazonal
RU	-2,58973461345884			
ADF99%	-3,51	NÃO	2	0
ADF95%	-2,89	NÃO	1	0
ADF90%	-2,58	SIM	0	0

Tabela 1 – Teste de Raiz Unitária e Normalidade

Devido a esse fato, nos testes de modelagem aplicou-se a Transformação Box-Cox para estabilizar a série de Índice de Inadimplência e assim, aproximando da distribuição normal.

A Transformação de Box-Cox foi utilizada devido à capacidade de reunir propriedades de diversas transformações de potência, com o objetivo de melhorar a eficácia da normalização e equalização da variância para variáveis com assimetria positiva e negativa, conforme conclusão de Osborne (OSBORNE, 2010).

Na Figura 4, verifica-se que 50% dos meses observados apresentam Índice de Inadimplência entre 3,12% e 3,62%, o índice mínimo é 2,82% e o índice máximo é 4,04%. Além disso, é possível se observar que a média (3,24%) se aproxima da mediana (3,30%).

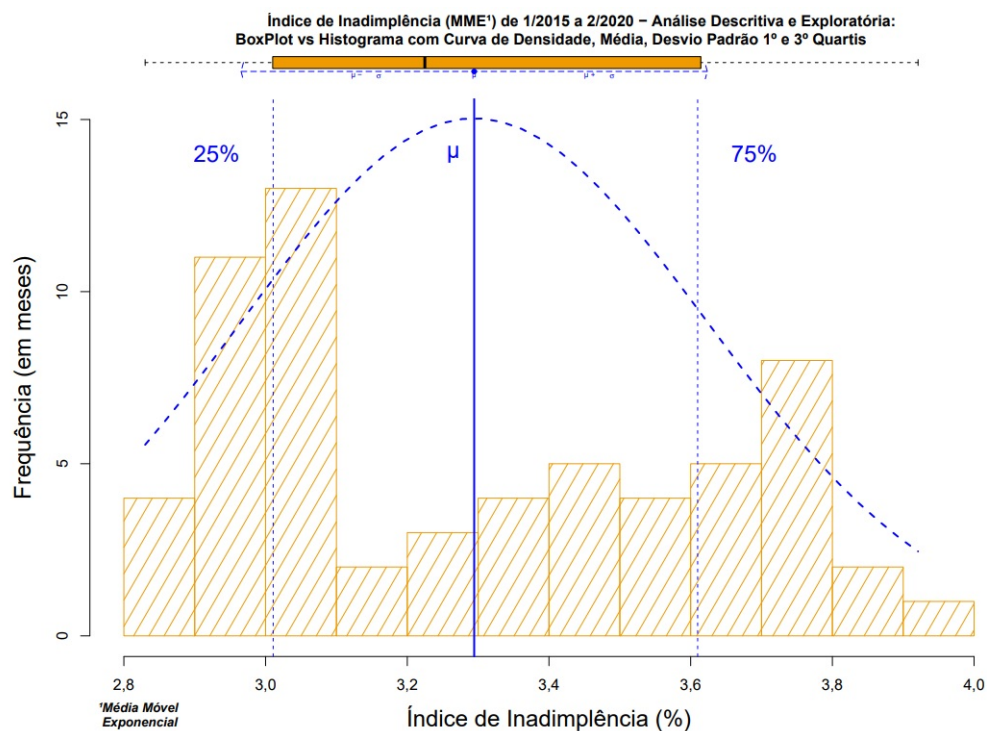


Figura 4 – Análise Descritiva e Exploratória

Nas figuras 5 e 6, constam as Matrizes de Correlação de Pearson entre o Índice de Inadimplência e as Variáveis Macroeconômicas com suas variações e defasagens selecionadas durante a Análise Especialista.

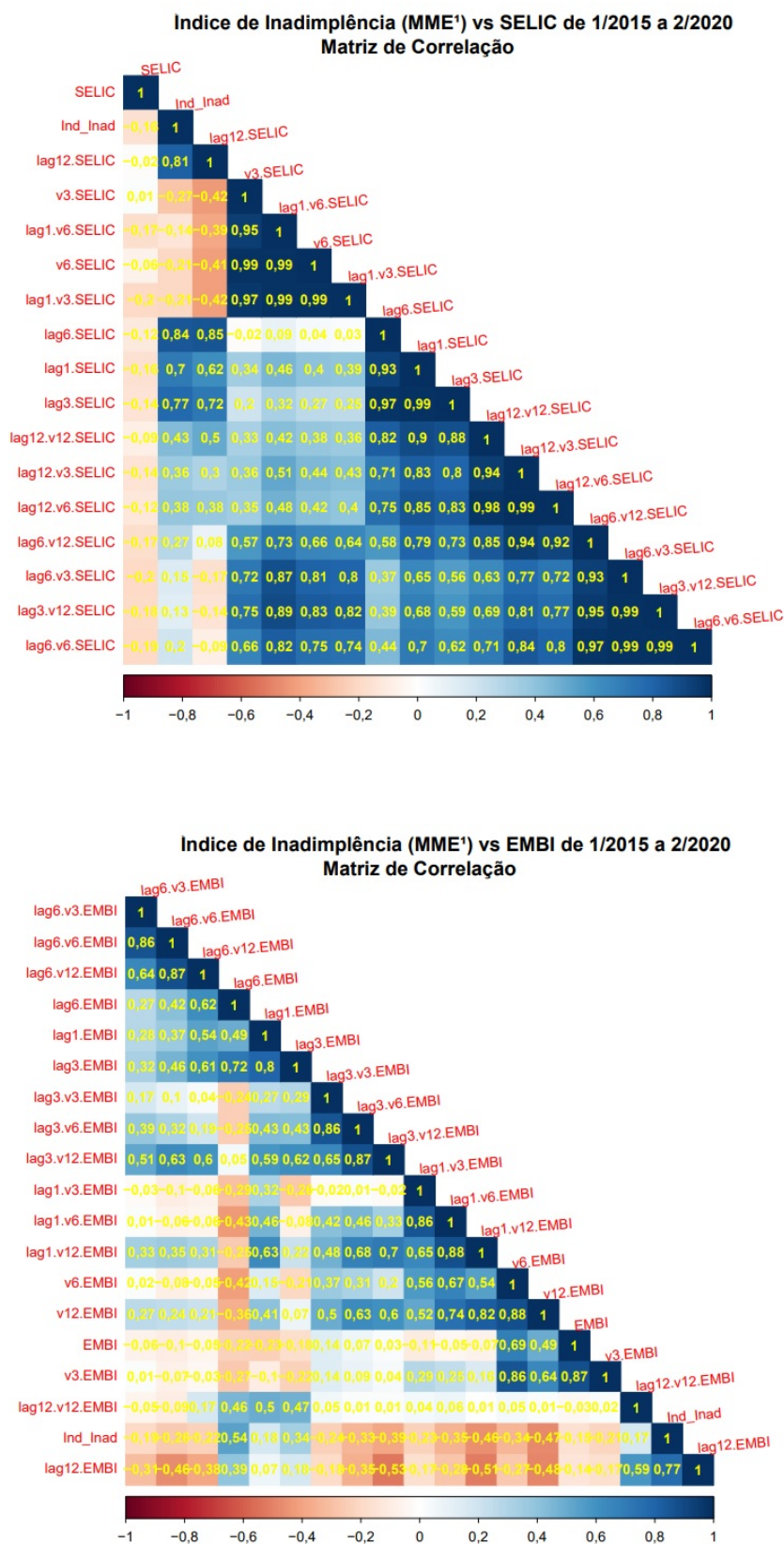


Figura 5 – Índice de Inadimplência - Correlação com SELIC e EMBI de 1/2015 a 2/2020

Analisando os dados da Matriz de Correlação de Pearson, confirmou-se as conclusões

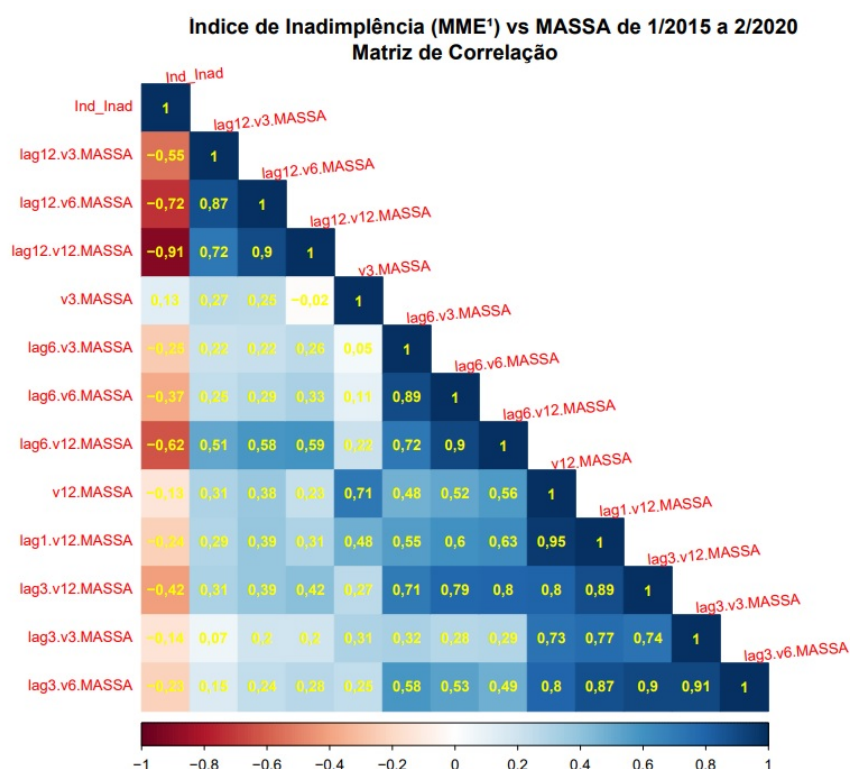
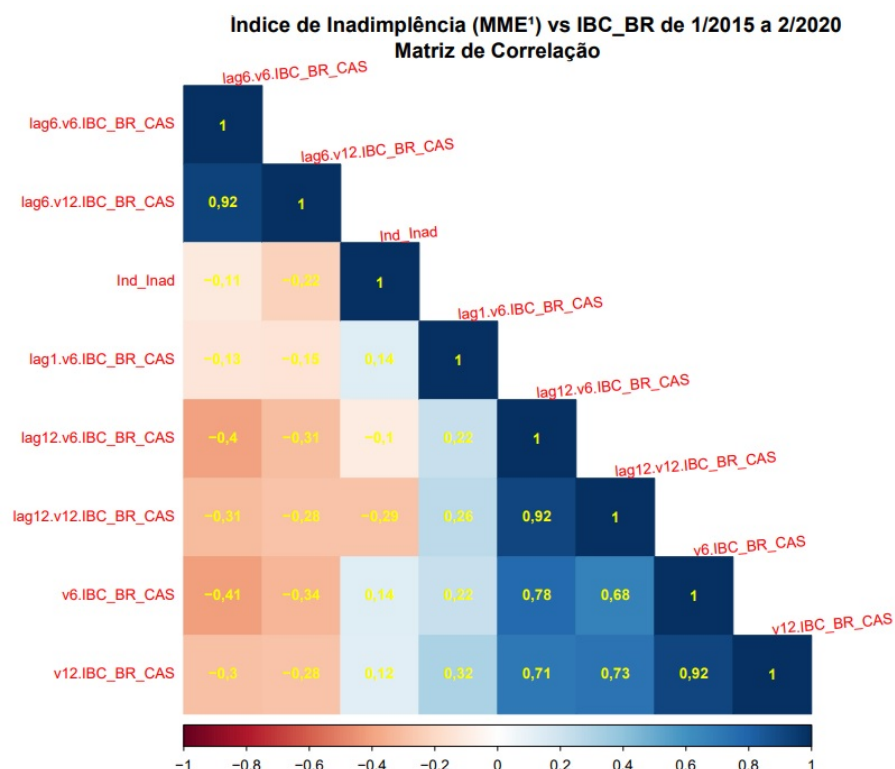


Figura 6 – Índice de Inadimplência - Correlação com IBC-Br e MASSA de 1/2015 a 2/2020

apresentadas pela Análise Especialista de que o Índice de Inadimplência tem relação inversa

com as variáveis IBC-Br e MASSA, e tem relação direta com as variáveis SELIC e EMBI.

Seguem abaixo os parâmetros da Função *auto.arima* utilizados na modelagem:

```
auto.arima(Var_Resp, xreg=preditores, trace=TRUE, ic="aicc", test="pp", method="ML",  
allowmean = FALSE, allowdrift = FALSE, lambda = L, biasadj = TRUE)
```

Onde:

- *Var\_Resp* é a série do Índice de Inadimplência;
- *xreg* são as variáveis macroeconômicas consideradas para compor o modelo;
- *ic* é o critério de informação a ser usado na seleção do modelo;
- *trace* lista os modelos testados pelo método de seleção especificado em *ic*;
- *test* é o tipo de teste de raiz unitária a ser usado;
- *method* é o método selecionado para efetuar o ajuste do modelo;
- *allowmean* se *TRUE*, retira o intercepto da parte da Regressão Linear Múltipla;
- *allowdrift* se *TRUE*, retira a constante da parte ARIMA;
- *lambda* é o parâmetro para Transformação Box-Cox;
- *biasadj* se *TRUE*, usa a média transformada de volta ajustada para transformações de Box-Cox. É feito um ajuste para produzir previsões médias e valores ajustados.

O modelo selecionado foi aquele que apresentou os melhores resultados para as projeções no período de Abril/2020 a Dezembro/2021.

Apresenta-se na Tabela 2 as medidas de desempenho do modelo obtido, onde:

- AIC - Critério de Informação de Akaike: critério utilizado para seleção do melhor modelo ajustado para realizar projeções conforme a quantidade de observações e variáveis explicativas penalizando o ajuste do modelo com o número de parâmetros que precisam ser estimados;
- AICc - Critério de Informação de Akaike Corrigido: é uma versão corrigida de viés do AIC quando ocorrem pequenas quantidades de observações e o AIC tende a selecionar muitos preditores. O modelo com o valor mínimo do AIC ou AICc é frequentemente o melhor modelo para projeção;
- BIC: Critério de Informação Bayesiano de Schwarz;

- RMSE - Raiz do Erro Médio Quadrático: é a raiz do erro médio quadrático (MSE) da diferença média entre a predição e o valor real;
- MAE - Erro Médio Absoluto: representa o desvio padrão do ajuste em relação à média nas mesmas unidades dos dados, ou seja, é a média do Erro Absoluto;
- MPE - Erro Percentual Médio: é a média calculada de erros percentuais pela qual as previsões de um modelo diferem dos valores reais da quantidade sendo prevista ;
- MAPE - Média Percentual Absoluta do Erro: expressa a acurácia do erro em percentagem;
- MASE - Erro Médio Absoluto Escalado: é menor que um se o modelo testado for melhor que a média das previsões um passo à frente “*insample*” feitas por um método “ingênuo” (melhor previsão para amanhã é o valor de hoje);.

Medida	Valor
p	0
d	1
q	0
P	1
D	0
Q	1
m	12
Variância Estimada	0,000006915238
log.likelihood	274,45
AIC	-536,9
AICc	-535,34
BIC	-524,23
RMSE	0,0276
MAE	0,0218
MPE	0,0892
MAPE	0,6554
MASE	0,058
Ljung.Box	0,7558

Tabela 2 – Medidas de Desempenho

A Função *auto.arima* definiu um Modelo de Regressão Dinâmica com Resíduos SARIMA(1,0,0)(1,0,0)[12] conforme a fórmula abaixo:

$$y_t = \beta_1 SELIC_{t-3} + \beta_2 EMBI.v12_t + \beta_3 MASSA.v3_t + \eta_t$$

Onde

$$(1 - \Phi_1 B^{12}) (1 - B)\eta_t = (1 + \Theta_1 B^{12}) \varepsilon_t$$

e

$$\varepsilon_t \sim N(0; \sigma^2)$$

Considerando os coeficientes da modelagem, tem-se a seguinte fórmula final:

$$y_t = 1,2886 SELIC_{t-3} + 0,0047 EMBI.v12_t - 0,0724 MASSA.v3_t + \eta_t$$

Onde

$$(1 - 0,8553B^{12}) (1 - B)\eta_t = (1 - 0,3887B^{12}) \varepsilon_t$$

e

$$\varepsilon_t \sim N(0; 0,000006915)$$

Considerando a fórmula final acima, obtém-se a seguinte projeção de valores do Índice de Inadimplência:

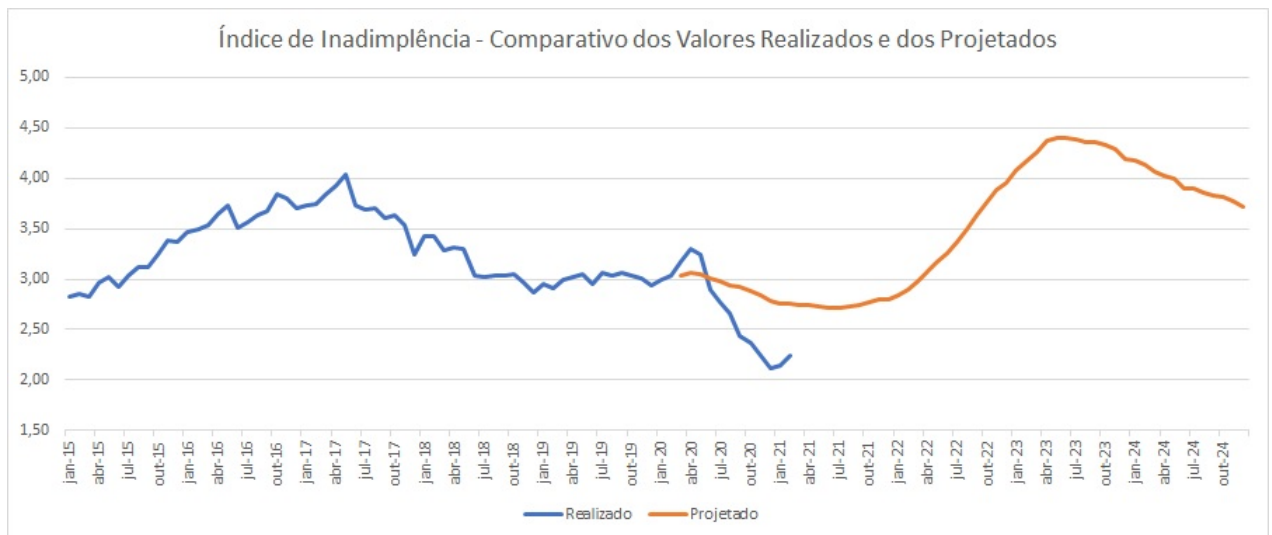


Figura 7 – Índice de Inadimplência - Real vs Projeção

A tabela abaixo apresenta os valores resultantes do modelo de projeção:

Tabela 3 – Inadimplência de Mercado - Projeção

Mês/Ano	Inadimplência Projetada (%)
mar/20	3,04
abr/20	3,06
mai/20	3,05
jun/20	3,01
jul/20	2,98
ago/20	2,94

Continua na próxima página

Tabela 3 – Continuação da tabela

<b>Mês/Ano</b>	<b>Inadimplência Projetada (%)</b>
set/20	2,92
out/20	2,88
nov/20	2,84
dez/20	2,78
jan/21	2,76
fev/21	2,75
mar/21	2,74
abr/21	2,74
mai/21	2,73
jun/21	2,71
jul/21	2,71
ago/21	2,72
set/21	2,75
out/21	2,77
nov/21	2,79
dez/21	2,80
jan/22	2,84
fev/22	2,90
mar/22	2,99
abr/22	3,08
mai/22	3,17
jun/22	3,26
jul/22	3,38
ago/22	3,50
set/22	3,63
out/22	3,75
nov/22	3,88
dez/22	3,96
jan/23	4,08
fev/23	4,18
mar/23	4,26
abr/23	4,37
mai/23	4,41
jun/23	4,40
jul/23	4,38
ago/23	4,36

*Continua na próxima página*



Tabela 3 – Continuação da tabela

Mês/Ano	Inadimplência Projetada (%)
set/23	4,35
out/23	4,33
nov/23	4,28
dez/23	4,20
jan/24	4,17
fev/24	4,14
mar/24	4,07
abr/24	4,03
mai/24	3,99
jun/24	3,90
jul/24	3,91
ago/24	3,86
set/24	3,82
out/24	3,81
nov/24	3,77
dez/24	3,72

*Fim da tabela*

De forma a verificar a qualidade da previsão efetuada pela técnica descrita, propõe-se a comparação do modelo obtido com um (ou mais) modelos gerados por outra técnica. O objetivo é analisar medidas estatísticas preestabelecidas para auxiliar na seleção do melhor método. Essa comparação de forma alguma objetiva definir de maneira exaustiva qual o melhor método, mas permite ao modelador tomar decisões mais seguras, conforme explana GoodWin (GOODWIN et al., 2002).

Sendo assim, foi utilizado o *Prophet*, *framework open – source* do *Facebook*, uma das ferramentas utilizadas para de realizar previsões em séries temporais, decomposto com três componentes principais: tendência (g), sazonalidade (s) e feriados (h), combinados na seguinte expressão:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t$$

Para a mesma série histórica apresentada no Apêndice A foi efetuada a previsão para um período de 24 meses a partir do *Prophet* em *R*. O modelo obtido gerou as projeções ilustradas na Figura 8 a seguir, com os respectivos intervalos de confiança:

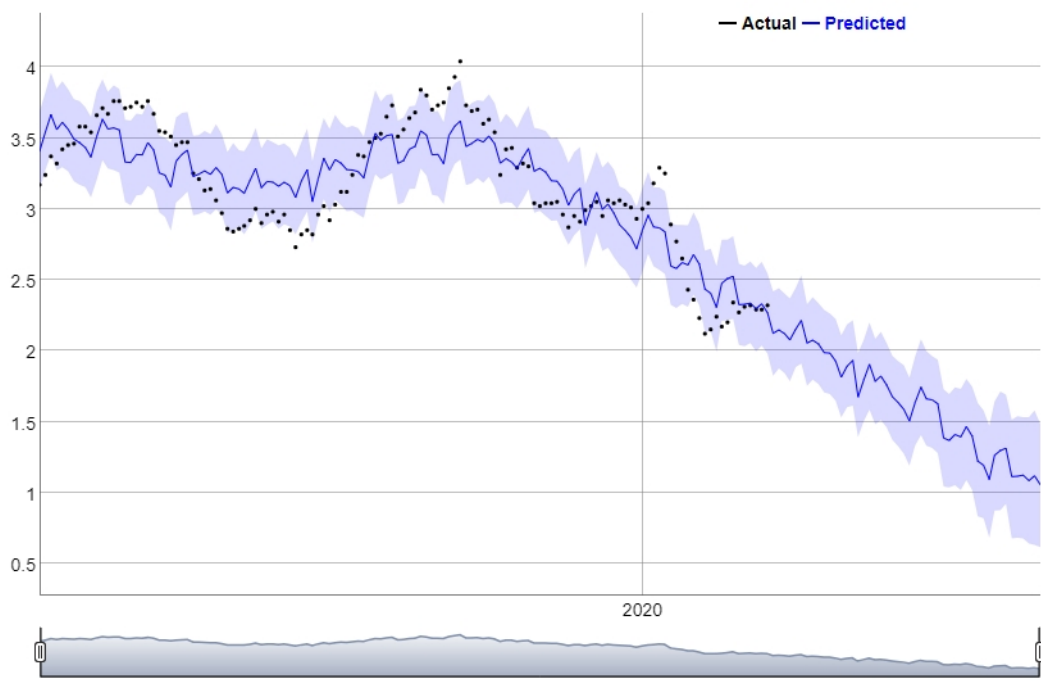


Figura 8 – Índice de Inadimplência - Real X Projetado (*Prophet*)

A Figura 9 a seguir apresenta a comparação dos valores obtidos pelos dois modelos, bem como a série histórica:

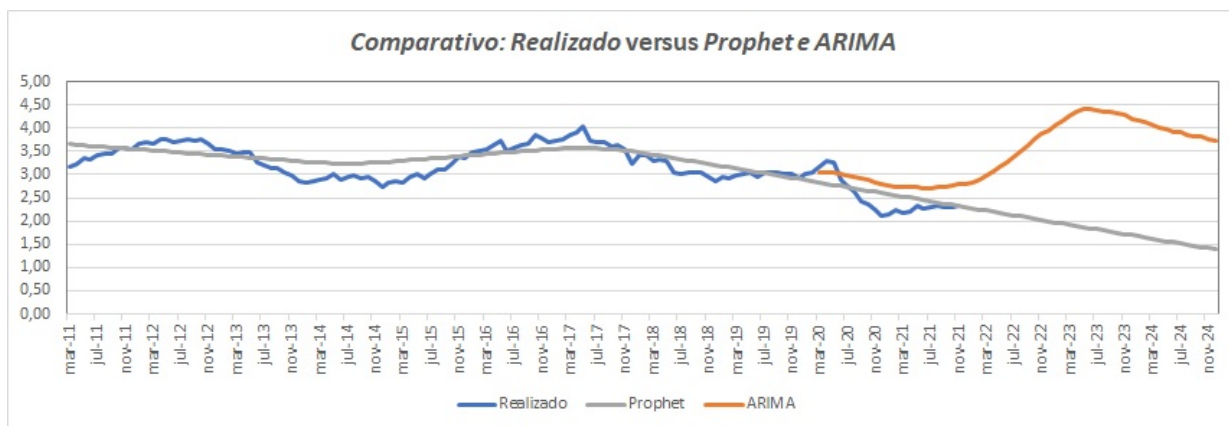


Figura 9 – Comparativo - Realizado *versus* projetado em ambos modelos

A análise gráfica já permite perceber que as previsões efetuadas por cada modelo diferem substancialmente, especialmente quando se aumenta o horizonte temporal. Os valores obtidos estão listados no Apêndice 3.

Ressalta-se que, por padrão, o *Prophet* detecta automaticamente mudanças bruscas na série de dados ajustando a tendência da previsão.

Ainda de forma padronizada, o *Prophet* usa um modelo linear para sua previsão. Já as sazonalidades são estimadas usando uma soma parcial de Fourier.

O *Prophet* inclui a funcionalidade de validação cruzada de séries temporais para medir o erro de previsão usando dados históricos. Isso é feito selecionando pontos de corte no histórico e, para cada um deles, ajustando o modelo usando dados apenas até esse ponto de corte. Assim, comparam-se os valores previstos com os valores reais.

Para isso, especifica-se o horizonte de previsão e depois, opcionalmente, o tamanho do período de treinamento inicial e o espaçamento entre as datas de corte. Neste trabalho, o período de treinamento inicial é definido como 80% do período sobre análise e os cortes são feitos a cada meio horizonte.

Dessa forma, obtém-se os valores reais e os valores previstos fora da amostra, em cada data de previsão simulada e para cada data de corte. Uma previsão é feita para cada ponto observado entre corte e corte+horizonte. Esses valores obtidos podem então serem usados para calcular as medidas de erro do modelo.

A Tabela 4 abaixo, apresenta a comparação das medidas de erro entre os modelos ARIMA e *Prophet*:

<b>Modelo</b>	RMSE	MAE	MASE
ARIMA	0,0276	0,0218	0,058
<i>Prophet</i>	0,0502	0,0461	0,177

Tabela 4 – Medidas de Desempenho

Pelos valores das medidas acima, é possível perceber que o Modelo de Regressão Dinâmica com Resíduos ARIMA, em média, e na amostra sob estudo, apresentou menores erros em relação ao modelo obtido pelo *Prophet*. Cabe ressaltar que, conforme já citado anteriormente, essa comparação serve como um subsídio na tomada de decisão, não sendo fator determinante na qualificação ou desqualificação de nenhuma das metodologias aplicadas.

## 5 Conclusões

A Metodologia de Modelagem Estatística sugerida neste trabalho, permite que as bases de dados tanto das variáveis resposta quanto das variáveis macroeconômicas possam ser utilizadas para obtenção de projeções em diversos cenários.

Essas projeções podem auxiliar os gestores de riscos em tomadas de decisão, ante-vendo situações que possam surgir, bem como avaliando o comportamento de indicadores em situações de normalidade ou ainda na realização de testes de estresse.

O teste de estresse é um processo de simulação de condições econômicas e de mercado extremas nos resultados e capital de uma instituição. A instituição realiza este teste com o objetivo de avaliar a sua solvência em cenários plausíveis de crise sistêmica, bem como identificar áreas mais suscetíveis ao impacto do estresse que possam ser objeto de mitigação de risco. Nesse contexto, o modelo se propõe a realizar projeções dos indicadores necessários, integrado aos demais risco, considerando o comportamento histórico das variáveis independentes e consequentemente da variável resposta.

Com essa metodologia, podem-se obter ainda projeções em diversos cenários de estresse possíveis, a exemplo de recessão econômica, estagnação e estagflação.

Esta metodologia oferece ainda a possibilidade de combinar dados passados com variáveis exógenas, úteis para aumentar a capacidade de predição do modelo. Para tanto, testes de correlação estatística devem ser realizados com a gama de variáveis macroeconômicas disponíveis, além daqueles já previstos na metodologia descrita.

Em comparação com a metodologia *Prophet* apresentou medidas de erro menores, indicando que, para os dados analisados e tendo como base o objetivo a ser alcançado, o Modelo de Regressão Dinâmica com Resíduos ARIMA é preferível, sendo seus resultados melhor ajustados ao comportamento da série histórica sob análise.

## Referências

- AHMAR, A. et al. Implementation of the arima(p,d,q) method to forecasting cpi data using forecast package in r software. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 1028, p. 012189, 06 2018. Citado na página 20.
- BOX, G. et al. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Prentice Hall, 1994. (Forecasting and Control Series). ISBN 9780130607744. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=sRzvAAAAMAAJ>>. Citado na página 20.
- CARLING, K. et al. Corporate credit risk modelling and the macroeconomy. *SSRN Electronic Journal*, 01 2004. Citado na página 16.
- DWIPUTRI I.; KUSUFI, M. A. A. Projections of regional macroeconomic conditions using the univariate forecasting method. *Economics Development Analysis Journal*, v. 8, n. 3, p. 329–342, 2020. Citado na página 15.
- GOODWIN, P. et al. Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners: J. scott armstrong (ed.), (2001), boston: Kluwer academic publishers, 849 pages. hardback: Isbn: 0-7923-7930-6; 190, £133, £210.00, *paperback* : Isbn : 07923 – 7401 – 0;95; £66.50, €105. *International Journal of Forecasting*, v. 18, n. 3, p. 468–478, 2002. ISSN 0169-2070. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207002000341>>. Citado na página 32.
- HYNDMAN, R.; ATHANASOPOULOS, G. *Forecasting: Principles and Practice*. [S.l.]: OTexts: Melbourne, Australia., 2018. Citado 3 vezes nas páginas 20, 21 e 22.
- LI, J.; CHEN, W. Forecasting macroeconomic time series: Lasso-based approaches and their forecast combinations with dynamic factor models. Elsevier B.V, Amsterdam, v. 30, n. 4, p. 996–1015, 2014. ISSN 0169-2070. Citado na página 16.
- MARCELLINO, M.; STOCK, J. H.; WATSON, M. W. A comparison of direct and iterated multistep ar methods for forecasting macroeconomic time series. *Journal of Econometrics*, v. 135, n. 1, p. 499–526, 2006. ISSN 0304-4076. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030440760500165X>>. Citado na página 16.
- MATSUMURA, M. S.; VICENTE, J. V. M. The role of macroeconomic variables in sovereign risk. *Emerging markets review*, Elsevier B.V, Amsterdam, v. 11, n. 3, p. 229–249, 2010. ISSN 1566-0141. Citado na página 16.
- OSBORNE, J. Improving your data transformations: Applying the box-cox transformation. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, v. 15, n. 12, p. 1–9, 2010. Citado na página 24.

# Apêndices

# APÊNDICE A – Inadimplência de Mercado - Série Histórica

Tabela 5 – Inadimplência de Mercado - Histórica

<b>Mês/Ano</b>	<b>Inadimplência (%)</b>
jan/12	3,66
fev/12	3,71
mar/12	3,67
abr/12	3,76
mai/12	3,76
jun/12	3,71
jul/12	3,72
ago/12	3,75
set/12	3,72
out/12	3,76
nov/12	3,67
dez/12	3,55
jan/13	3,54
fev/13	3,51
mar/13	3,45
abr/13	3,47
mai/13	3,47
jun/13	3,25
jul/13	3,21
ago/13	3,13
set/13	3,14
out/13	3,06
nov/13	2,97
dez/13	2,86
jan/14	2,84
fev/14	2,86
mar/14	2,88
abr/14	2,92
mai/14	3,00
jun/14	2,90

*Continua na próxima página*

Tabela 5 – Continuação da tabela

<b>Mês/Ano</b>	<b>Inadimplência (%)</b>
jul/14	2,96
ago/14	2,98
set/14	2,91
out/14	2,96
nov/14	2,85
dez/14	2,73
jan/15	2,82
fev/15	2,85
mar/15	2,82
abr/15	2,96
mai/15	3,02
jun/15	2,92
jul/15	3,03
ago/15	3,12
set/15	3,12
out/15	3,24
nov/15	3,38
dez/15	3,37
jan/16	3,47
fev/16	3,50
mar/16	3,53
abr/16	3,65
mai/16	3,73
jun/16	3,51
jul/16	3,56
ago/16	3,64
set/16	3,68
out/16	3,84
nov/16	3,80
dez/16	3,70
jan/17	3,73
fev/17	3,75
mar/17	3,85
abr/17	3,93
mai/17	4,04
jun/17	3,73

*Continua na próxima página*



Tabela 5 – Continuação da tabela

Mês/Ano	Inadimplência (%)
jul/17	3,69
ago/17	3,70
set/17	3,60
out/17	3,63
nov/17	3,54
dez/17	3,24
jan/18	3,42
fev/18	3,43
mar/18	3,29
abr/18	3,32
mai/18	3,30
jun/18	3,04
jul/18	3,02
ago/18	3,04
set/18	3,04
out/18	3,05
nov/18	2,96
dez/18	2,87
jan/19	2,95
fev/19	2,91
mar/19	2,99
abr/19	3,02
mai/19	3,05
jun/19	2,95
jul/19	3,06
ago/19	3,04
set/19	3,06
out/19	3,03
nov/19	3,01
dez/19	2,94
jan/20	3,00
fev/20	3,04
mar/20	3,18
abr/20	3,30
mai/20	3,25
jun/20	2,90

*Continua na próxima página*

Tabela 5 – Continuação da tabela

<b>Mês/Ano</b>	<b>Inadimplência (%)</b>
jul/20	2,77
ago/20	2,66
set/20	2,44
out/20	2,36
nov/20	2,24
dez/20	2,12
jan/21	2,15
fev/21	2,24
mar/21	2,14
abr/21	2,20
mai/21	2,34
jun/21	2,28
jul/21	2,32
ago/21	2,32
set/21	2,29
out/21	2,28

*Fim da tabela*

# APÊNDICE B – Variáveis Macroeconômicas

## - Dados Históricos e Projeções

Tabela 6 – Variáveis Macroeconômicas

Mês/Ano	SELIC	MASSA	EMBI	IBC-BR
mar-12	0,0082	207.965	1,7700	1,4635
abr-12	0,0071	210.205	1,8800	1,3985
mai-12	0,0074	210.453	2,4400	1,4456
jun-12	0,0064	211.250	2,0800	1,4228
jul-12	0,0068	212.655	1,8300	1,4746
ago-12	0,0069	214.057	1,8100	1,4991
set-12	0,0054	214.425	1,6600	1,416
out-12	0,0061	214.747	1,5800	1,4771
nov-12	0,0055	214.869	1,5300	1,4415
dez-12	0,0055	214.445	1,4200	1,3952
jan-13	0,0060	214.583	1,5500	1,3932
fev-13	0,0049	214.969	1,7800	1,3614
mar-13	0,0055	215.676	1,8900	1,4801
abr-13	0,0061	217.128	1,7100	1,4979
mai-13	0,0060	218.290	2,0600	1,4703
jun-13	0,0061	220.787	2,3700	1,4487
jul-13	0,0072	222.944	2,3500	1,5213
ago-13	0,0071	224.945	2,5100	1,5181
set-13	0,0071	225.535	2,3600	1,4727
out-13	0,0081	226.710	2,2000	1,519
nov-13	0,0072	226.670	2,4700	1,4779
dez-13	0,0079	225.243	2,2400	1,4577
jan-14	0,0085	224.238	2,7200	1,4272
fev-14	0,0079	226.046	2,4500	1,4353
mar-14	0,0077	228.359	2,2800	1,4903
abr-14	0,0082	228.886	2,1100	1,4769
mai-14	0,0087	229.070	2,0800	1,4714
jun-14	0,0082	228.297	2,0800	1,4088
jul-14	0,0095	227.772	2,1200	1,4985
ago-14	0,0087	229.417	2,0500	1,4827

*Continua na próxima página*

Tabela 6 – Continuação da tabela

Mês/Ano	SELIC	MASSA	EMBI	IBC-BR
set-14	0,0091	231.194	2,3900	1,4812
out-14	0,0095	232.940	2,3300	1,497
nov-14	0,0084	231.903	2,3800	1,4492
dez-14	0,0096	232.145	2,5900	1,4548
jan-15	0,0094	231.751	3,2400	1,3895
fev-15	0,0082	230.169	3,2200	1,3666
mar-15	0,0104	229.334	3,2200	1,4961
abr-15	0,0095	229.379	2,9500	1,4252
mai-15	0,0099	228.338	2,9400	1,3994
jun-15	0,0107	229.098	3,0400	1,3864
jul-15	0,0118	227.518	3,1500	1,434
ago-15	0,0111	226.353	3,4000	1,4095
set-15	0,0111	226.549	4,4200	1,3817
out-15	0,0111	226.298	4,1000	1,403
nov-15	0,0106	224.671	4,3200	1,3604
dez-15	0,0116	223.868	5,2300	1,3639
jan-16	0,0106	223.322	5,1200	1,2849
fev-16	0,0100	220.833	5,0200	1,309
mar-16	0,0116	220.680	4,0900	1,4039
abr-16	0,0106	219.367	3,8500	1,3611
mai-16	0,0111	220.644	4,0400	1,3366
jun-16	0,0116	218.322	3,5000	1,3537
jul-16	0,0111	217.745	3,3900	1,3679
ago-16	0,0122	219.098	3,0900	1,3826
set-16	0,0111	218.316	3,1900	1,3394
out-16	0,0105	218.816	3,1300	1,3284
nov-16	0,0104	219.811	3,3700	1,3247
dez-16	0,0112	220.937	3,2800	1,3342
jan-17	0,0109	220.529	2,8900	1,2856
fev-17	0,0087	219.909	2,8600	1,2955
mar-17	0,0105	220.176	2,7000	1,4194
abr-17	0,0079	220.023	2,6300	1,3376
mai-17	0,0093	220.887	2,8400	1,3595
jun-17	0,0081	221.444	2,8900	1,3492
jul-17	0,0080	222.402	2,6800	1,3836
ago-17	0,0080	223.002	2,7200	1,4011

*Continua na próxima página*

Tabela 6 – Continuação da tabela

Mês/Ano	SELIC	MASSA	EMBI	IBC-BR
set-17	0,0064	224.826	2,4700	1,3479
out-17	0,0064	226.560	2,4300	1,3601
nov-17	0,0057	228.567	2,4100	1,3511
dez-17	0,0054	229.249	2,4000	1,3578
jan-18	0,0058	229.135	2,2700	1,3209
fev-18	0,0047	228.696	2,3600	1,2993
mar-18	0,0053	227.433	2,4800	1,4158
abr-18	0,0052	228.664	2,5000	1,3908
mai-18	0,0052	229.152	3,0700	1,3229
jun-18	0,0052	229.540	3,3200	1,3694
jul-18	0,0054	229.883	2,6700	1,4102
ago-18	0,0057	231.898	3,4500	1,4339
set-18	0,0047	232.297	2,9300	1,3575
out-18	0,0054	233.498	2,6000	1,3983
nov-18	0,0049	234.584	2,7000	1,3765
dez-18	0,0049	235.905	2,7600	1,3629
jan-19	0,0054	236.091	2,3800	1,3347
fev-19	0,0049	235.876	2,3500	1,338
mar-19	0,0047	234.757	2,5300	1,3896
abr-19	0,0052	235.099	2,5200	1,3958
mai-19	0,0054	234.726	2,7400	1,3931
jun-19	0,0047	235.705	2,3900	1,3499
jul-19	0,0057	235.698	2,1200	1,4304
ago-19	0,0050	237.079	2,4800	1,4184
set-19	0,0046	237.794	2,4700	1,3825
out-19	0,0048	240.423	2,4000	1,4287
nov-19	0,0038	242.565	2,3900	1,3886
dez-19	0,0037	242.175	2,1400	1,3746
jan-20	0,0038	241.858	2,2500	1,3386
fev-20	0,0029	240.935	2,5200	1,3466
mar-20	0,0034	238.949	3,9300	1,3646
abr-20	0,0028	233.753	4,2200	1,1883
mai-20	0,0024	228.516	3,9200	1,1967
jun-20	0,0021	224.821	3,8000	1,26
jul-20	0,0019	223.752	3,3400	1,3577
ago-20	0,0016	222.873	3,2000	1,3553

*Continua na próxima página*

Tabela 6 – Continuação da tabela

Mês/Ano	SELIC	MASSA	EMBI	IBC-BR
set-20	0,0016	225.237	3,4300	1,3711
out-20	0,0016	226.923	3,1800	1,3985
nov-20	0,0015	227.978	2,7500	1,3811
dez-20	0,0016	226.319	2,6000	1,3929
jan-21	0,0015	225.686	2,8800	1,3204
fev-21	0,0013	224.021	2,9400	1,3476
mar-21	0,0020	224.145	2,9900	1,4396
abr-21	0,0021	222.577	2,7700	1,3904
mai-21	0,0027	224.065	2,6100	1,3692
jun-21	0,0031	223.751	2,7500	1,3721
jul-21	0,0036	224.985	3,0000	1,427
ago-21	0,0043	224.431	3,0400	1,4103
set-21	0,0044	223.549	3,2700	1,3805
out-21	0,0049	223.436	3,3667	1,3778
nov-21	0,0059	224.162	3,4977	1,3807
dez-21	0,0078	225.004	3,2800	1,3821
jan-22	0,0072	226.135	3,3300	1,3464
fev-22	0,0077	226.539	3,3718	1,3408
mar-22	0,0094	227.081	3,3770	1,4335
abr-22	0,0088	228.809	3,4116	1,3956
mai-22	0,0100	230.511	3,4112	1,3937
jun-22	0,0097	232.939	3,4526	1,3753
jul-22	0,0095	234.474	3,5231	1,4267
ago-22	0,0106	236.243	3,5952	1,4366
set-22	0,0095	237.903	3,6373	1,3829
out-22	0,0092	239.513	3,4805	1,4182
nov-22	0,0090	241.594	3,3974	1,3945
dez-22	0,0102	243.256	3,3543	1,3835
jan-23	0,0098	243.111	3,3130	1,3502
fev-23	0,0082	243.112	3,3037	1,3470
mar-23	0,0099	242.869	3,2377	1,4430
abr-23	0,0075	244.162	3,2246	1,4093
mai-23	0,0090	245.512	3,1490	1,4120
jun-23	0,0085	247.273	3,1305	1,3964
jul-23	0,0082	248.452	3,1084	1,4519
ago-23	0,0088	250.115	3,1039	1,4652

*Continua na próxima página*

Tabela 6 – Continuação da tabela

Mês/Ano	SELIC	MASSA	EMBI	IBC-BR
set-23	0,0073	251.382	3,0633	1,4138
out-23	0,0076	252.832	3,0600	1,4517
nov-23	0,0068	253.918	3,0197	1,4293
dez-23	0,0068	254.841	3,0173	1,4199
jan-24	0,0070	254.599	2,9446	1,3859
fev-24	0,0059	250.099	2,3634	1,499
mar-24	0,0062	249.811	2,3301	1,502
abr-24	0,0069	250.849	2,3214	1,505
mai-24	0,0066	252.270	2,3040	1,508
jun-24	0,0062	252.422	2,2850	1,511
jul-24	0,0072	252.550	2,2802	1,514
ago-24	0,0065	252.969	2,2698	1,517
set-24	0,0058	253.805	2,2584	1,520
out-24	0,0063	254.972	2,2295	1,523
nov-24	0,0053	256.059	2,2147	1,526
dez-24	0,0056	257.582	2,1947	1,529

*Fim da tabela*

Os valores apresentados nas células sombreadas são projetados. As projeções foram efetuadas de maneira especialista, considerando um cenário de manutenção do comportamento macroeconômico.

## APÊNDICE C – Valores obtidos pelo modelo de projeções *Prophet*

Tabela 7 – Inadimplência de Mercado - Projeções  
*Prophet*

Mês/Ano	Inadimplência (%)
mar/11	3,65
abr/11	3,64
mai/11	3,63
jun/11	3,62
jul/11	3,61
ago/11	3,60
set/11	3,59
out/11	3,58
nov/11	3,56
dez/11	3,55
jan/12	3,54
fev/12	3,53
mar/12	3,52
abr/12	3,51
mai/12	3,50
jun/12	3,49
jul/12	3,48
ago/12	3,47
set/12	3,45
out/12	3,44
nov/12	3,43
dez/12	3,42
jan/13	3,41
fev/13	3,40
mar/13	3,39
abr/13	3,38
mai/13	3,37
jun/13	3,36
jul/13	3,34

*Continua na próxima página*



Tabela 7 – Continuação da tabela

Mês/Ano	Inadimplência (%)
ago/13	3,33
set/13	3,32
out/13	3,31
nov/13	3,30
dez/13	3,29
jan/14	3,28
fev/14	3,27
mar/14	3,26
abr/14	3,25
mai/14	3,25
jun/14	3,24
jul/14	3,24
ago/14	3,24
set/14	3,25
out/14	3,25
nov/14	3,26
dez/14	3,26
jan/15	3,28
fev/15	3,29
mar/15	3,30
abr/15	3,31
mai/15	3,32
jun/15	3,34
jul/15	3,35
ago/15	3,36
set/15	3,37
out/15	3,38
nov/15	3,4
dez/15	3,41
jan/16	3,42
fev/16	3,43
mar/16	3,44
abr/16	3,45
mai/16	3,47
jun/16	3,48
jul/16	3,49

*Continua na próxima página*

Tabela 7 – Continuação da tabela

<b>Mês/Ano</b>	<b>Inadimplência (%)</b>
ago/16	3,5
set/16	3,51
out/16	3,53
nov/16	3,54
dez/16	3,55
jan/17	3,56
fev/17	3,56
mar/17	3,57
abr/17	3,58
mai/17	3,57
jun/17	3,57
jul/17	3,56
ago/17	3,56
set/17	3,55
out/17	3,53
nov/17	3,52
dez/17	3,50
jan/18	3,48
fev/18	3,46
mar/18	3,43
abr/18	3,41
mai/18	3,39
jun/18	3,36
jul/18	3,34
ago/18	3,31
set/18	3,28
out/18	3,26
nov/18	3,23
dez/18	3,21
jan/19	3,18
fev/19	3,16
mar/19	3,13
abr/19	3,11
mai/19	3,08
jun/19	3,06
jul/19	3,03

*Continua na próxima página*

Tabela 7 – Continuação da tabela

Mês/Ano	Inadimplência (%)
ago/19	3,01
set/19	2,98
out/19	2,96
nov/19	2,93
dez/19	2,91
jan/20	2,88
fev/20	2,85
mar/20	2,83
abr/20	2,8
mai/20	2,78
jun/20	2,75
jul/20	2,73
ago/20	2,70
set/20	2,68
out/20	2,65
nov/20	2,63
dez/20	2,60
jan/21	2,58
fev/21	2,55
mar/21	2,53
abr/21	2,50
mai/21	2,48
jun/21	2,45
jul/21	2,43
ago/21	2,40
set/21	2,37
out/21	2,35
nov/21	2,32
dez/21	2,3
jan/22	2,27
fev/22	2,25
mar/22	2,22
abr/22	2,20
mai/22	2,17
jun/22	2,15
jul/22	2,12

*Continua na próxima página*

Tabela 7 – Continuação da tabela

<b>Mês/Ano</b>	<b>Inadimplência (%)</b>
ago/22	2,10
set/22	2,07
out/22	2,05
nov/22	2,02
dez/22	2,00
jan/23	1,97
fev/23	1,95
mar/23	1,92
abr/23	1,90
mai/23	1,87
jun/23	1,85
jul/23	1,82
ago/23	1,79
set/23	1,77
out/23	1,74
nov/23	1,72
dez/23	1,69
jan/24	1,67
fev/24	1,64
mar/24	1,62
abr/24	1,59
mai/24	1,57
jun/24	1,54
jul/24	1,52
ago/24	1,49
set/24	1,47
out/24	1,44
nov/24	1,41
dez/24	1,39

*Fim da tabela*