

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

WALTER CORREA NETO

**IMPACTOS DA REGULAÇÃO DE PREÇOS NO
MERCADO DE CRÉDITO CONSIGNADO E PROPOSTA
DE PRECIFICAÇÃO PARA EMPRÉSTIMOS
BANCÁRIOS**

SÃO PAULO

2025

WALTER CORREA NETO

**IMPACTOS DA REGULAÇÃO DE PREÇOS NO
MERCADO DE CRÉDITO CONSIGNADO E PROPOSTA
DE PRECIFICAÇÃO PARA EMPRÉSTIMOS
BANCÁRIOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional da Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getulio Vargas, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de concentração:
Engenharia Financeira.

Orientador:
Prof. Dr. Afonso de Campos Pinto
Coorientador:
Prof. Dr. Alessandro Martim Marques

SÃO PAULO

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Bibliotecas/FGV

Correa Neto, Walter.

Impactos da regulação de preços no mercado de crédito consignado e proposta de precificação para empréstimos bancários/ Walter Correa Neto. – 2025.
97 f.

Orientador: Afonso de Campos Pinto.

Coorientador: Alessandro Martim Marques.

Dissertação (mestrado profissional MPE) – Fundação Getulio Vargas, Escola de Economia de São Paulo.

1. Crédito. 2. Empréstimos bancários. 3. Taxas de juros. 4. Instituto Nacional do Seguro Social (Brasil). 5. Preços - Determinação. I. Pinto, Afonso de Campos. II. Marques, Alessandro Martim. III. Dissertação (mestrado profissional MPE) – Escola de Economia de São Paulo. IV. Fundação Getulio Vargas. V. Título.

CDU 336.77.067

WALTER CORREA NETO

IMPACTOS DA REGULAÇÃO DE PREÇOS NO MERCADO DE CRÉDITO CONSIGNADO E PROPOSTA DE PRECIFICAÇÃO PARA EMPRÉSTIMOS BANCÁRIOS

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional da Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de concentração:
Engenharia Financeira.

Data da Aprovação: 01 / 07 / 2025

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Afonso de Campos Pinto
(Orientador)
FGV - EESP

Prof. Dr. Alessandro Martim Marques
(Coorientador)
FGV - EESP

Prof. Dr. Oswaldo Luiz do Valle Costa
Poli - USP

Dedico esse trabalho ao meu Deus, que me mantém motivado em busca de conhecimento. À minha esposa Verônica e meu filho Estevão que, sem dúvidas, tiveram menos tempo comigo. Aos meus pais Maria das Dores e Walter Correa Filho (in memoriam), por se dedicarem à me criar. Ao Banco Safra e, em especial, ao meu gestor Carlos Pelá por me apoiar nessa jornada de conhecimento. Aos meus orientadores Prof. Dr. Afonso e Prof. Dr. Alessandro pelo suporte e dedicação. À escola de economia da FGV que, costumo dizer, ser uma “Fábrica de Grandes Valores”.

Agradecimentos

Agradeço a Deus que criou o mar, os céus e a terra por me manter motivado em busca de conhecimento e um pouco mais longe do tão confortável sofá da mediocridade.

“Vidisti virum velocem in opere suo ? coram regibus stabit, nec erit ante ignobiles.”
(Proverbia 22:29)

RESUMO

Esse trabalho analisa as distorções que a regulação de preços ocasiona na concessão de crédito do produto consignado INSS. Além disso, propõe um modelo de precificação que seja tecnicamente adequado aos riscos e custos da operação. Esse produto tem seu preço definido atualmente pelo Ministério da Previdência Social e, de janeiro de 2023 a dezembro de 2024, teve seu preço frequentemente regulado com a definição de um teto de taxa de juros.

Essas definições exógenas de preço acompanham a variação da taxa Selic, como um indicador do custo de captação para os bancos ofertarem o produto. No entanto, esse modelo é insuficiente para compor o preço, uma vez que existem custos de originação, como comissão dos correspondentes bancários, custos de capital, custos de cobrança, impostos, entre outros elementos que fazem parte da composição do preço.

Um dos argumentos usados na definição do teto da taxa de juros é evitar o superendividamento da população beneficiária. Entretanto, o controle sobre o percentual do benefício consignável tem maior relação com esse tema do que a taxa de juros, uma vez que o comprometimento de renda relacionado à margem consignável é um controle que o beneficiário tem independente do preço do crédito, que envolve a definição de uma taxa onde as condições de mercado, variáveis dos bancos e o risco do produto compõem o preço.

Nesse sentido, esse trabalho busca auxiliar os órgãos públicos e também entes privados com uma ferramenta para a precificação dos empréstimos, levando-se em conta os principais itens de formação do preço, de forma objetiva e parametrizada, considerando a especificidade de cada operação de crédito, seus riscos, oportunidades, cenário macro e modelos previstos pela própria regulação vigente.

Palavras-chave: Precificação. Consignado. INSS. RAROC. Taxa de juros. Crédito.

ABSTRACT

This study analyzes the distortions caused by price regulation in the credit origination of the INSS payroll-linked loan. In addition, it proposes a pricing model that is technically appropriate to the risks and costs of the operation. Currently, the price of this product is set by the Ministério da Previdência Social and, from January 2023 to December 2024, it was frequently regulated through the establishment of an interest rate cap.

These exogenous price definitions follow the variation of the Selic rate, as an indicator of the funding cost for banks offering the product. However, this model is insufficient to fully determine the price, since there are origination costs, such as commissions paid to banking agents, capital adequacy costs, collection expenses, taxes, among other elements that make up the pricing structure.

One of the arguments used in setting the interest rate ceiling is to prevent the over-indebtedness of the beneficiary population. However, controlling the percentage of the assignable benefit is more directly related to this issue than the interest rate itself, since the income commitment linked to the assignable margin is a control that the beneficiary holds regardless of the credit price which involves defining a rate based on market conditions, the banks, and the risk of the product.

In this context, this study aims to support both public agencies and private entities with a tool for pricing loans, considering the main components of price formation in an objective and parameterized manner, taking into account the specificity of each credit operation, its risks, opportunities, macroeconomic scenario, and the models provided by the current regulatory framework.

Keywords: Pricing. Payroll-linked loan. RAROC. Interest rates. Credit.

Lista de ilustrações

Figura 1	– Taxas de juros dos produtos de crédito.	15
Figura 2	– Vetor de política e teto da taxa: jan/23 à nov/24.	34
Figura 3	– Concessão, taxa e inadimplência do consignado INSS.	35
Figura 4	– Concessão do consignado INSS.	36
Figura 5	– Inadimplência do consignado INSS.	36
Figura 6	– Taxa de juros do consignado INSS.	37
Figura 7	– Concessão, taxa e inadimplência do consignado público.	37
Figura 8	– Concessão do consignado público.	38
Figura 9	– Inadimplência do consignado público.	38
Figura 10	– Taxa de juros do consignado público.	39
Figura 11	– Concessão, taxa e inadimplência do consignado privado.	39
Figura 12	– Concessão do consignado privado.	40
Figura 13	– Inadimplência do consignado privado.	40
Figura 14	– Taxa de juros do consignado privado.	41
Figura 15	– Concessão, taxa e inadimplência do crédito não consignado.	41
Figura 16	– Concessão do crédito não consignado.	42
Figura 17	– Inadimplência do crédito não consignado.	42
Figura 18	– Taxa de juros do crédito não consignado.	43
Figura 19	– Choque na taxa de juros: crédito consignado INSS.	47
Figura 20	– Choque na taxa de juros: crédito consignado privado.	48
Figura 21	– Choque na taxa de juros: consignado público.	49
Figura 22	– Choque na taxa de juros: crédito não consignado.	50
Figura 23	– Variação da taxa de juros em função da PD.	52
Figura 24	– Variação da taxa de juros em função do LGD.	53
Figura 25	– Tela para o primeiro cadastro.	60
Figura 26	– Tela de parametrização da simulação de precificação.	61

Lista de tabelas

Tabela 1	– Resposta do <i>log_concessao</i> ao choque na variável <i>taxa</i> - consignado INSS.	48
Tabela 2	– Resposta do <i>log_concessao</i> ao choque na variável <i>taxa</i> - consignado privado.	49
Tabela 3	– Resposta do <i>log_concessao</i> ao choque na variável <i>taxa</i> - consignado público.	50
Tabela 4	– Resposta do <i>log_concessao</i> ao choque na variável <i>taxa</i> - não consignado.	51
Tabela 5	– Parâmetros de simulação para cálculo da taxa mínima.	61
Tabela 6	– Equação da variável <i>taxa</i> - consignado INSS	62
Tabela 7	– Equação da variável <i>log_concessao</i> - consignado INSS	62
Tabela 8	– Equação da variável <i>default</i> - consignado INSS	63
Tabela 9	– Matriz de correlação dos resíduos - consignado INSS	63
Tabela 10	– Raízes do polinômio característico - consignado INSS	64
Tabela 11	– Teste de causalidade Granger - consignado INSS	64
Tabela 12	– Equação da variável <i>taxa</i> - consignado privado	65
Tabela 13	– Equação da variável <i>log_concessao</i> - consignado privado	65
Tabela 14	– Equação da variável <i>default</i> - consignado privado	65
Tabela 15	– Matriz de correlação dos resíduos - consignado privado	65
Tabela 16	– Raízes do polinômio característico — consignado privado	66
Tabela 17	– Teste de causalidade Granger — consignado privado	66
Tabela 18	– Equação da variável <i>taxa</i> - consignado público	67
Tabela 19	– Equação da variável <i>log_concessao</i> - consignado público	67
Tabela 20	– Equação da variável <i>default</i> - consignado público	67
Tabela 21	– Matriz de correlação dos resíduos - consignado público	68
Tabela 22	– Raízes do polinômio característico — consignado público	68
Tabela 23	– Teste de causalidade Granger — consignado público	68
Tabela 24	– Equação da variável <i>taxa</i> - não consignado	69
Tabela 25	– Equação da variável <i>log_concessao</i> - não consignado	70
Tabela 26	– Equação da variável <i>default</i> - não consignado	70
Tabela 27	– Matriz de correlação dos resíduos - não consignado	70
Tabela 28	– Raízes do polinômio característico — não consignado	71
Tabela 29	– Teste de causalidade Granger — não consignado	71

Lista de abreviaturas e siglas

AIC	Critério de Informação de Akaike (<i>Akaike Information Criterion</i>)
ADF	Teste de Dickey-Fuller Aumentado (<i>Augmented Dickey-Fuller</i>)
ARCH	<i>Autoregressive Conditional Heteroskedasticity</i> (Heterocedasticidade Condicional Autor-regressiva)
BIC	Critério de Informação Bayesiano (<i>Bayesian Information Criterion</i>)
CECL	<i>Current Expected Credit Losses</i>
CNPS	Conselho Nacional de Previdência Social
COVID-19	<i>Coronavirus Disease 2019</i> (Doença causada pelo coronavírus SARS-CoV-2)
DATAPREV	Empresa de Tecnologia e Informações da Previdência Social
DI	Depósitos Interfinanceiros
DI_{atual}	Taxa de depósito interfinanceiro vigente no momento da simulação
DI_{futuro}	Taxa DI futura (negociada com vencimento no futuro)
EAD	Exposição no Momento do Default (<i>Exposure at Default</i>)
EL	Perda Esperada (<i>Expected Loss</i>)
ELR	Taxa de Perda Esperada (<i>Expected Loss Rate</i>)
FPR	Fator de Ponderação de Risco
FTP	Preço de Transferência Interna de Funding (<i>Funding Transfer Price</i>)
HQ	Critério de Informação de Hannan-Quinn
IC	Intervalo de Confiança
IDEC	Instituto Brasileiro de Defesa do Consumidor
IF	Instituição Financeira
IFRS 13	Norma contábil que trata da mensuração ao valor justo (<i>International Financial Reporting Standard 13 – Fair Value Measurement</i>)
IFRS 9	Norma contábil internacional que regula o reconhecimento, mensuração e contabilização de instrumentos financeiros, com foco para o modelo de perdas esperadas de risco de crédito (<i>International Financial Reporting Standard 9</i>)
INSS	Instituto Nacional do Seguro Social
IRB	Abordagem de Ratings Internos proposta por Basileia (<i>Internal Ratings-Based Approach</i>)
IR/CS	Imposto de Renda e Contribuição Social
FIR	Função impulso-resposta
LAIR	Lucro Antes do Imposto de Renda
LGD	Perda Dada a Inadimplência (<i>Loss Given Default</i>)

Log	Logaritmo Natural
PD	Probabilidade de Inadimplência (<i>Probability of Default</i>)
PF	Pessoa Física
PIB	Produto Interno Bruto
PIS/COFINS	Contribuições para o Programa de Integração Social e para o Financiamento da Seguridade Social
P2P	<i>Peer-to-peer</i>
RAROC	Retorno Ajustado ao Risco sobre o Capital (<i>Risk-Adjusted Return on Capital</i>)
RGO	Resultado Gerencial Operacional
Selic	Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (taxa básica de juros)
VECM	Modelo Vetorial de Correção de Erros (<i>Vector Error Correction Model</i>)
VAR	Vetor Autorregressivo (<i>Vector Autoregressive</i>)
VaR	Valor em Risco (<i>Value at Risk</i>)

Sumário

1	Introdução	14
1.1	Conjuntura atual do crédito consignado INSS	14
1.2	Produto consignado INSS	16
1.2.1	Principais marcos legislativos	16
1.2.2	Política pública de definição da taxa de juros	17
2	Revisão Bibliográfica	20
2.1	Análise da concessão de crédito do consignado INSS	20
2.2	Modelos vetoriais autorregressivos	20
2.3	Modelo de precificação do produto	22
3	Arcabouço Teórico	27
3.1	Modelos vetoriais autorregressivos	27
3.2	Modelagem da precificação de operações de crédito no varejo	29
4	Metodologia	34
4.1	Séries de inadimplência, taxa de juros e concessão de crédito	34
4.1.1	Consignado INSS	35
4.1.2	Consignado público	37
4.1.3	Consignado privado	39
4.1.4	Não consignado	41
4.1.5	Modelagem VAR	43
4.1.6	Modelagem consignado INSS	44
4.1.7	Modelagem consignado privado	44
4.1.8	Modelagem consignado público	45
4.1.9	Modelagem não consignado	45
4.2	Modelagem do RAROC	45
5	Resultados	47
5.1	Resposta ao impulso	47
5.2	Precificação dos empréstimos	51
6	Conclusões	54
	Referências	56
	Apêndices	59
	APÊNDICE A Aplicativo de Precificação	60
	APÊNDICE B Modelagem VAR	62
	APÊNDICE C Códigos em R: VAR e Precificação	72

1 Introdução

O crédito consignado destinado a beneficiários do INSS possui atualmente sua taxa de juros regulada pelo poder público, com base em um modelo atrelado à taxa Selic. Instituições financeiras argumentam que esse modelo é inadequado e desestimula a oferta. Com o objetivo de avaliar se esse argumento possui fundamento, serão realizados dois estudos complementares. O primeiro investiga os efeitos da regulação de preços sobre o volume de concessão no mercado de crédito consignado INSS. Caso sejam identificadas distorções significativas em comparação com outras modalidades, reforça-se a hipótese de que os bancos não buscam apenas maximizar seus *spreads*, mas sim adaptar-se a limitações impostas pela regulação. O segundo estudo propõe um modelo de precificação específico para o produto, incorporando os principais componentes de risco, custo e retorno envolvidos na concessão. Tal modelo busca oferecer uma alternativa para a definição de taxas que preservem a atratividade do produto e a sustentabilidade da oferta pelas instituições financeiras.

1.1 Conjuntura atual do crédito consignado INSS

O mercado de crédito exerce um papel fundamental como catalisador da atividade econômica. Tanto empresas quanto famílias utilizam esses recursos para financiar suas operações, contribuindo para a formação de um ecossistema dinâmico de circulação e troca de bens, intermediado, em grande parte, pelas instituições financeiras. Em 2024, segundo Banco Central do Brasil (2025b), o crédito livre destinado às empresas somou R\$1,6 trilhão, com crescimento de 8,4% no ano, superior à variação de 2,1% registrada em 2023. Os destaques no período foram os aumentos nos adiantamentos de contratos de câmbio, capital de giro com prazo inferior a 365 dias e desconto de duplicatas e outros recebíveis. Em dezembro, o crédito livre às pessoas jurídicas cresceu 2,7%, com destaque para o desconto de duplicatas e outros recebíveis (+13,5%), capital de giro (+15,1%) e outras modalidades de crédito livre (+4,3%).

O crédito livre às famílias totalizou R\$2,2 trilhões no fim de 2024, com expansão de 12,3% no ano, acima dos 8,4% observados em 2023. Os principais destaques foram os aumentos nas carteiras de cartão de crédito à vista, crédito pessoal não consignado, crédito pessoal consignado para beneficiários do INSS e financiamentos de veículos. Em dezembro, houve crescimento mensal de 1,0%, impulsionado pelo cartão de crédito à vista (+5,4%) e crédito consignado para beneficiários do INSS (+0,4%).

O estoque de crédito consignado INSS, objeto principal do estudo, fechou o ano de 2024 em R\$270,8 bilhões. Antes da criação desse produto, os beneficiários tinham acesso restrito ao crédito, limitado principalmente pelas altas taxas de juros dos empréstimos. A partir desse fato, foi proposto um produto que aumentasse as garantias de recebimento para os bancos e que, pela redução desse risco, pudesse ser concedido com preços mais acessíveis. Com o envelhecimento da população brasileira, mais pessoas serão elegíveis a essa modalidade de crédito e, portanto, o produto tende a ganhar mais relevância.

Para viabilizar o produto, o Ministério da Previdência Social (MPS) junto com o Conselho Nacional de Previdência Social (CNPS) organizam, a partir do estabelecido em lei, reuniões junto com representantes das instituições financeiras para discutir as condições de oferta sobre três parâmetros: margem consignável (percentual máximo da renda do beneficiário comprometida com o empréstimo), prazo máximo das operações e teto da taxa de juros. A margem consignável e o prazo da operação são parâmetros que podem ser regulados e atuar como condições de contorno na definição do preço. Entretanto, a taxa de juros não poderia ser definida *a priori* já que as condições de mercado, riscos da operação,

exigências regulatórias, custos, impostos e prazos são parâmetros que devem ser analisados no momento da concessão e devem fazer parte da definição do preço.

As taxas de juros dos produtos analisados podem ser vistas na figura 1.

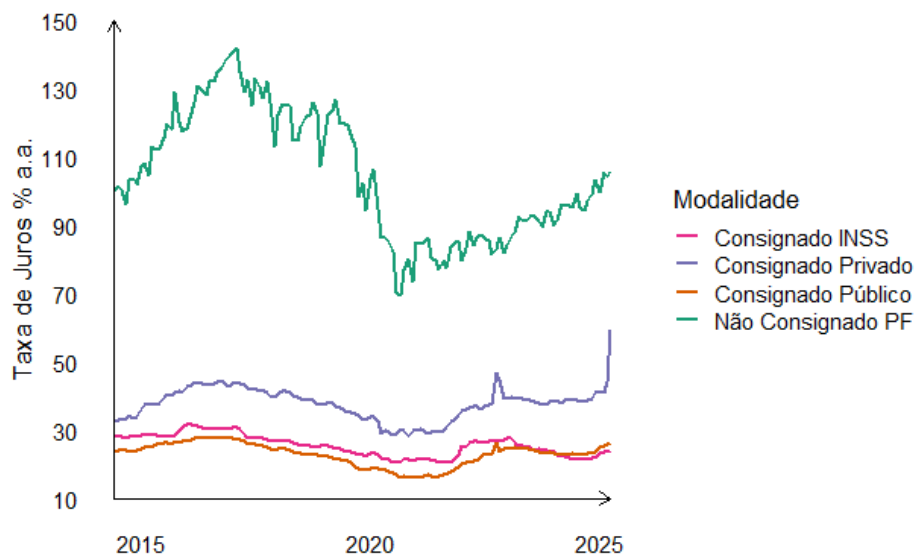


Figura 1 – Taxas de juros dos produtos de crédito.

Nota-se que as taxas dos produtos consignado público e INSS são as mais baixas, seguidas pelo crédito consignado privado e o crédito não consignado. Nessas reuniões, representantes do governo costumam defender a redução das taxas de juros das operações, enquanto os representantes das instituições financeiras argumentam a favor da manutenção ou elevação dessas taxas quando entendem que estão muito abaixo do piso de concessão. Os debates sobre o tema se intensificaram a partir de janeiro de 2023. Do ponto de vista técnico, os entes públicos defendem que o teto da taxa deve acompanhar os movimentos da taxa Selic, ao passo que os representantes dos bancos argumentam que o teto deveria refletir o custo de captação das operações, tomando como referência o índice dos depósitos interfinanceiros negociados no mercado futuro (DI_{futuro}), ajustado ao prazo efetivo esperado da operação, geralmente considerado como de dois a cinco anos.

Há, portanto, um impasse quanto à metodologia mais adequada para a precificação dos empréstimos. Outro argumento apresentado pelos bancos é que taxas de juros muito reduzidas tendem a desestimular a oferta de crédito, o que pode gerar um efeito adverso para os beneficiários. Sem acesso a linhas mais baratas, esses tomadores podem acabar recorrendo a modalidades de crédito com taxas mais elevadas.

Para fundamentar a hipótese de que a precificação atualmente realizada pelos órgãos públicos é inadequada, serão conduzidos dois estudos. O primeiro tem como objetivo verificar se o argumento apresentado pelos bancos, de que a redução das taxas de juros compromete a oferta de crédito, pode ser identificado. Já o segundo estudo, tem o objetivo de apresentar um modelo de precificação que equilibre o risco e retorno esperado da operação.

1.2 Produto consignado INSS

O empréstimo consignado voltado a beneficiários do INSS é uma modalidade de crédito pessoal com desconto automático das parcelas diretamente da fonte pagadora para a instituição financeira. Essa característica mitiga o risco de inadimplência, viabilizando a oferta de taxas de juros mais baixas do que em outras linhas de crédito.

Regulamentada no início dos anos 2000, a operação buscou ampliar o acesso ao crédito e reduzir a inadimplência no sistema financeiro para esse público. A intermediação é comumente realizada por correspondentes bancários, responsáveis pela captação, encaminhamento da proposta e apresentação do produto ao cliente, sendo remunerados com comissão de até 6% sobre o valor liberado pelos bancos e financeiras, segundo [Banco Central do Brasil \(2022\)](#).

A comercialização do produto requer convênio entre o ente consignante (INSS), a processadora do benefício Dataprev (Empresa de Tecnologia e Informações da Previdência Social) e as instituições financeiras consignatárias. Segundo [Banco Central do Brasil \(2025a\)](#), há 178.592 correspondentes bancários registrados em abril de 2025.

1.2.1 Principais marcos legislativos

O marco regulatório mais importante ocorreu com a Lei nº 10.820, de 17 de dezembro de 2003, que estabeleceu as regras para o desconto diretamente na folha de pagamento para trabalhadores do setor privado e beneficiários do INSS. Antes dessa lei, aposentados e pensionistas tinham acesso restrito ao crédito, muitas vezes pagando taxas de juros elevadas em outras linhas. A modalidade ganhou forte adesão e sofreu diversas modificações ao longo dos anos, ampliando o limite de comprometimento de renda, regulamentando cartões de crédito consignado e estabelecendo regras mais rígidas de concessão para evitar golpes e fraudes.

A seguir, é apresentada uma linha do tempo dos principais marcos legislativos, além de alguns destaques relativos ao produto.

- 2003 - Criação do produto. A Lei nº 10.820/2003 autoriza a concessão de empréstimos com desconto direto no benefício. O Banco Central e o Conselho Nacional de Previdência Social (CNPS) iniciam a regulamentação dos critérios;
- 2004 - O Decreto nº 4.840/2003 e a Instrução Normativa INSS/DC nº 121/2004 estabelecem regras para a concessão dos empréstimos, como limites de comprometimento de renda e teto de taxa de juros;
- 2005 - Crescimento da carteira impulsionado pela facilidade de acesso ao crédito e pelas taxas reduzidas em comparação a outras linhas de crédito pessoal;
- 2010 - O governo estabelece um teto de 30% da renda líquida do beneficiário para comprometimento com empréstimos consignados;
- 2015 - A Lei nº 13.172/2015 permite a criação do cartão de crédito consignado, com limite de 5% adicional do benefício;
- 2020 - Com a crise da COVID-19, a Medida Provisória nº 1.006/2020 amplia a margem consignável de 35% para 40%, sendo 35% para empréstimos e 5% para o cartão de crédito consignado. O prazo máximo dos empréstimos consignados passa a ser de 84 meses;
- 2021 - A Lei nº 14.131/2021 estende temporariamente a ampliação da margem para 40%.

1.2.2 Política pública de definição da taxa de juros

A Lei nº 10.820 estabelece as condições para que empregados regidos pela Consolidação das Leis do Trabalho (CLT) e aposentados pelo INSS autorizem descontos em folha para pagamento de empréstimos concedidos por instituições financeiras.

A lei não fixa diretamente uma taxa de juros para operações de crédito consignado. No entanto, ela estabelece diretrizes gerais que influenciam os juros cobrados pelos bancos e instituições financeiras. Segundo a lei, cabe ao conselho curador do Fundo de Garantia por Tempo de Serviço (FGTS) definir o número máximo de parcelas e a taxa máxima de juros para operações de crédito que utilizam o fundo como garantia (Art. 1º, §7º). A concessão é feita a critério da instituição financeira, sendo os valores, taxas e condições negociados livremente entre a instituição e o cliente (Art. 4º), desde que respeitadas as condições de contorno regulatórias.

No caso dos aposentados e pensionistas do INSS, o próprio instituto pode definir limites para taxas de juros por meio de atos normativos internos (Art. 6º, §1º). Se a instituição financeira cobrar juros acima do permitido pelo regulamento, ela perde todas as garantias do crédito consignado (Art. 6º, §6º). Portanto, a averbação, que é a autorização do débito em folha, deixa de ter efeito legal.

A ideia da regulação do teto da taxa de juros surgiu com o objetivo de limitar o endividamento das famílias, especialmente o grupo dos aposentados. Nesse sentido, foi proposto um estudo pelo Instituto Brasileiro de Defesa do Consumidor (IDEC - Instituto Brasileiro de Defesa do Consumidor (2021)) em dezembro de 2021, intitulado “*Os impactos do crédito consignado no endividamento de aposentados do INSS: limitações da legislação para combater o assédio na oferta de crédito e preservar a saúde financeira dos idosos*”.

O estudo analisa o impacto do crédito no endividamento de aposentados, destacando sua crescente adesão por idosos de baixa renda e sua alta rentabilidade para os bancos. Mostra que a expansão dessa modalidade de crédito levou ao comprometimento excessivo da renda e à dependência de outras formas de crédito mais caras. A flexibilização das regras ao longo dos anos, como o aumento da margem consignável para 40%, facilitou o acesso ao crédito, mas também agravou o superendividamento. O relatório analisa o crescimento das reclamações de abusos, incluindo assédio comercial e fraudes na concessão de empréstimos. Também compara a regulação brasileira com a mexicana, destacando pontos positivos dessa legislação que poderiam ser adotados no Brasil. Segundo o estudo, a partir de uma análise comparativa entre Brasil e México sobre a concessão de crédito consignado, foram identificadas regras no modelo mexicano que proporcionam maior proteção ao consumidor em relação à prática brasileira. Dentre essas medidas, destacam-se:

- Limitação da margem consignável a 30%;
- Redução dessa margem para 25% nos casos em que o desconto da parcela resultaria em benefício inferior ao salário mínimo;
- Permissão para que apenas o banco responsável pelo pagamento do salário ou benefício do cliente possa operar a modalidade;
- Exigência de que o processo de contratação ocorra de forma presencial;
- Existência de um canal governamental específico para denúncias de abusos e fraudes envolvendo crédito consignado.

Além disso, o estudo examina a atuação dos correspondentes bancários, que ampliaram a oferta, mas também aumentaram os problemas de transparência e fiscalização. Ele destaca a falta de regulamentação eficaz para evitar fraudes e proteger consumidores mais vulneráveis. Conclui que medidas

autorregulatórias dos bancos são insuficientes para evitar práticas predatórias, propondo maior fiscalização federal e regras mais rigorosas na concessão de crédito.

A partir desse estudo, nota-se um esforço para defender a população beneficiária. Embora esse esforço seja importante, o foco deveria estar na margem consignável para o controle do superendividamento, e não na taxa de juros cobrada. O IDEC ignora o fato de que um dos principais motivos para a procura de crédito é a baixa renda e a alta sensibilidade a movimentos inflacionários, tornando esse grupo sujeito à redução do poder de compra com o aumento da inflação.

Dessa forma, a maneira mais adequada de tratar o tema seria criar mecanismos que mantivessem o poder de compra resiliente frente à conjuntura econômica, incentivo à educação financeira e aumento de concorrência na oferta do crédito. Um ponto não mencionado no trabalho do IDEC é que a Lei Mexicana (*Ley del Seguro Social*) não regula o teto da taxa de juros, conforme apresentado em Congreso de los Estados Unidos Mexicanos (2024). A seguir, serão apresentados os textos que abordam os temas apresentados.

Texto original, taxas de juros

“La Comisión Nacional de los Sistemas de Ahorro para el Retiro y la Comisión Nacional de Seguros y Fianzas, en el ámbito de sus respectivas competencias, podrán emitir reglas de carácter general que se requieran para la aplicación de lo dispuesto en este artículo. Dichas reglas deberán prever la forma y términos en que las Entidades Financieras señaladas en el primer párrafo de este artículo deberán comunicar al Consejo Técnico del Instituto y a las aseguradoras y administradoras de fondos para el retiro con las que celebren los convenios a que se refiere este precepto, las condiciones generales del crédito, incluyendo el Costo Anual Total aplicable a los préstamos mencionados, con objeto de que éstos, de forma clara, precisa y transparente los hagan del conocimiento de los pensionados, para fines de comparación en la elección de la Entidad Financiera a la que solicitarán el préstamo.”

Tradução livre, taxas de juros

“A Comissão Nacional dos Sistemas de Poupança para a Aposentadoria e a Comissão Nacional de Seguros e Fianças, no âmbito de suas respectivas competências, poderão emitir regras de caráter geral necessárias para a aplicação do disposto neste artigo. Essas regras deverão prever a forma e os termos em que as Entidades Financeiras mencionadas no primeiro parágrafo deste artigo deverão comunicar ao Conselho Técnico do Instituto, às seguradoras e às administradoras de fundos de aposentadoria com as quais celebrem os convênios referidos neste dispositivo, as condições gerais do crédito, incluindo o Custo Anual Total aplicável aos empréstimos mencionados, para que estes, de forma clara, precisa e transparente, sejam levados ao conhecimento dos pensionistas, com o objetivo de permitir a comparação para a escolha da Entidade Financeira à qual solicitarão o empréstimo.”

O endividamento relacionado à margem consignável também é tratado no mesmo artigo.

Texto original, margem consignável

“El Instituto únicamente podrá celebrar los convenios a que se refiere el párrafo anterior, cuando en los mismos se estipule que el descuento mensual derivado de una o más transacciones, considerando otros descuentos que en términos de las disposiciones jurídicas resulten procedentes, en ningún caso excederá del treinta por ciento del monto de la pensión mensual, ni implique que la cuantía de la pensión se reduzca a una cantidad inferior al promedio de las pensiones garantizadas, que corresponda a un salario

mínimo y sesenta años de edad, de acuerdo a la tabla establecida en el artículo 170 de esta Ley y que el plazo para el pago del préstamo no exceda de sesenta meses.”

Tradução livre, margem consignável

“O Instituto somente poderá celebrar os convênios mencionados no parágrafo anterior, quando nesses se estipular que o desconto mensal resultante de uma ou mais transações, considerando outros descontos que, nos termos das disposições jurídicas, sejam aplicáveis, em nenhum caso poderá exceder trinta por cento do valor da pensão mensal, nem implicar que o valor da pensão seja reduzido a um montante inferior à média das pensões garantidas, correspondente a um salário mínimo e sessenta anos de idade, de acordo com a tabela estabelecida no artigo 170 desta Lei, e que o prazo para o pagamento do empréstimo não exceda sessenta meses.”

De fato, a maior proteção em relação ao endividamento está na margem consignável que é intrínseca ao beneficiário, e não no preço do produto, que é resultado de uma operação comercial que possui riscos, custos, impostos e um retorno esperado ajustado ao risco.

Outra questão mencionada no estudo como algo positivo é que a oferta do produto no México é condicionada às instituições financeiras onde é pago o benefício. Entretanto, um aumento na competição pelo cliente tende a criar um mercado mais favorável ao consumidor, pressionando o preço para baixo em cenários de concorrência, exatamente o efeito esperado na regulação da taxa.

Portanto, a partir desse contexto, o objetivo deste trabalho é identificar se o produto está tendo o efeito esperado na concessão de crédito, como alternativa aos créditos mais caros. Para isso, será feita uma análise da concessão de crédito do produto comparada à concessão de outros produtos, para verificar se o sentido econômico do encarecimento do crédito restringe a concessão. Além disso, será proposto um modelo de precificação que seja adequado às particularidades de cada operação de crédito, levando em conta os riscos e custos do empréstimo.

Para tanto, além da introdução, esse trabalho está organizado da seguinte forma: revisão bibliográfica apresentada no capítulo 2, onde serão analisados trabalhos sobre temas de concessão de crédito e precificação, arcabouço teórico no capítulo 3 aplicado aos modelos propostos de VAR e precificação, metodologia no capítulo 4, detalhando as fontes de dados e premissas para a modelagem, resultados no capítulo 5 e as principais conclusões no capítulo 6, onde serão discutidas as limitações e sugestões de temas para trabalhos futuros.

2 Revisão Bibliográfica

O objetivo desse capítulo é identificar, na literatura atual, trabalhos que tratem os temas de concessão de crédito, produto consignado INSS e precificação de empréstimos.

2.1 Análise da concessão de crédito do consignado INSS

Alguns estudos encontrados na literatura relacionam a oferta de crédito consignado aos impactos em variáveis macroeconômicas. O estudo apresentado em [Gomes et al. \(2024\)](#) analisou como indicadores socioeconômicos como PIB (Produto Interno Bruto), inflação, juros, renda e desemprego influenciam o endividamento dos aposentados e pensionistas do INSS, considerando dados de 2014 a 2021. Um dos pontos importantes destacados é que o aumento da Selic, ao encarecer o crédito, não reduziu a demanda por financiamentos, mas alterou sua composição. Foi identificada uma substituição do empréstimo consignado pelo cartão de crédito consignado. Uma das hipóteses levantadas para esse comportamento é a possível redução na oferta de empréstimos consignados, levando os usuários a recorrerem a modalidades mais caras.

Outro estudo apresentado em [Medeiros, Oliveira e Filho \(2018\)](#) analisou, por meio de um modelo VECM (*Vector Error Correction Model*), a relação entre o crédito consignado (setor público, privado, aposentados e pensionistas) e variáveis macroeconômicas no Brasil entre 2007 e 2017, concluindo que o crédito teve efeito positivo relevante, especialmente no consumo das famílias, configurando-se como um importante motor da atividade econômica.

Outro trabalho apresentado em [Schuh, Coronel e Filho \(2017\)](#), usando um modelo VECM, mostrou que o crédito consignado impulsiona a atividade econômica agregada no curto prazo, expandindo consumo, investimento industrial e PIB. Contudo, esses efeitos são temporários, sem gerar crescimento sustentável, já que a produtividade e os investimentos não acompanham o ritmo de expansão.

O estudo de [Bernardelli \(2018\)](#) analisou, por meio de um modelo de equações simultâneas, o impacto da Resolução n. 3.954/2011 sobre as concessões de crédito consignado para aposentados e pensionistas do INSS (2011–2017), concluindo que o limite máximo de 6% na remuneração dos correspondentes bancários reduziu significativamente a oferta do produto, cerca de 30%, afetando negativamente a dinâmica do mercado e indicando a necessidade de investigar seus efeitos sobre emprego e produtividade.

2.2 Modelos vetoriais autorregressivos

É razoável pensar que modelos econômicos sejam definidos dentro de um sistema e não puramente autorregressivos. Portanto, especificar a análise do comportamento da concessão de crédito apenas com as séries de concessão não seria adequado, já que a taxa de juros e a inadimplência devem afetar o volume de concessões, um pelo lado do encarecimento do crédito e o outro pelo aumento do custo de provisão e capital. Portanto, o modelo vetor autorregressivo supõe que existam múltiplas séries que explicam a variável resposta, não apenas uma relação de autorregressão.

Além disso, é importante modelar a dinâmica temporal, dado que podem existir relações entre choques contemporâneos, no mesmo período do tempo, e também choques passados, com as variáveis interagindo a partir de uma realização. No caso das concessões de crédito, pode-se supor que decisões

de restrição de concessão ou aumento de taxa de juros sejam definidas a partir do comportamento observado da carteira, sem interação contemporânea. Uma saída para a modelagem econômica dessas séries é apresentada em Ferreira et al. (2017), que formaliza a modelagem de todas as variáveis do sistema simetricamente, sem hipóteses sobre correlação entre elas *a priori*.

Um dos principais usos desses modelos é a aplicação das funções impulso-resposta (FIR) que procura avaliar o comportamento de uma variável a partir de choques exógenos. Uma questão que se coloca é se existem relações de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis explicativas do modelo que deveriam ser consideradas. Essa relação prevista é conhecida como cointegração e deveria ser considerada na abordagem dos modelos dinâmicos. A abordagem vetorial pode apresentar uma saída para a análise das relações de cointegração, conforme apresentado em Christoffersen e Diebold (1997), onde são estudados os modelos VECM (*Vector Error Correction Model*). Esse estudo investiga o impacto da imposição de restrições de cointegração em sistemas de previsão.

Contrariando a hipótese de que incorporar cointegração melhora previsões de longo prazo, os autores mostram que, ao avaliar previsões usando medidas padrão de precisão multivariada, ignorar a cointegração não resulta em perda significativa de precisão mesmo em horizontes longos. Eles destacam que previsões univariadas simples podem ser tão precisas quanto modelos que impõem cointegração. Além disso, o estudo sugere que medidas tradicionais de precisão de previsão podem não capturar adequadamente a manutenção de relações de cointegração entre variáveis, propondo alternativas que consideram explicitamente essas relações.

Já em Engle e Yoo (1987), são explorados métodos de previsão e testes estatísticos em sistemas cointegrados. Eles enfatizam a importância de identificar e incorporar relações de cointegração ao modelar séries temporais que compartilham tendências comuns de longo prazo. O estudo propõe técnicas para estimar e testar vetores de cointegração, argumentando que modelos que consideram essas relações podem fornecer previsões mais precisas e inferências estatísticas adequadas.

Outro estudo sobre a performance de cointegração é apresentado em Hoffman e Rasche (1996). Eles comparam o desempenho de previsão de modelos que reconhecem a cointegração com modelos VAR que não a consideram. Os autores concluem que modelos que impõem restrições de cointegração tendem a superar modelos VAR não restritos em termos de precisão de previsão, especialmente em horizontes mais longos. Eles argumentam que incorporar cointegração melhora a capacidade do modelo de capturar as relações de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis, resultando em previsões mais precisas.

Considerando os objetivos da análise, com foco em interações de curto prazo entre as variáveis microeconômicas, com uma amostra de 23 observações e as evidências apresentadas nos estudos mencionados, a decisão de utilizar modelos vetoriais autorregressivos a partir de séries estacionárias é justificada pelos seguintes pontos:

- Horizonte de previsão de curto prazo: Christoffersen e Diebold (1997) indicam que, para horizontes de previsão curtos, a imposição de restrições de cointegração pode não oferecer benefícios significativos em termos de precisão de previsão. Portanto, dado que o interesse reside nas dinâmicas de curto prazo, não será avaliada cointegração;
- Estacionariedade das séries: transformar as séries em estacionárias pela diferenciação permite evitar problemas associados a raízes unitárias, garantindo a validade estatística dos resultados e prevenindo relações espúrias;
- Tamanho da amostra: com 23 observações, a estimação de modelos que impõem cointegração pode não ser estatisticamente confiável. Modelos VAR em diferenças requerem menos parâmetros e são mais adequados para amostras pequenas;

- Foco nas dinâmicas de curto prazo: a análise busca entender as respostas imediatas das variáveis a choques exógenos, para as quais modelos VAR em diferenças são particularmente eficazes. Outro ponto importante é que o estudo não busca um modelo de projeção da carteira a partir de um aumento na taxa de juros mas sim o sentido da concessão, se aumenta, diminui ou se mantém constante.

2.3 Modelo de precificação do produto

Segundo Müller, Juelsrud e Andersen (2024), a precificação de empréstimos é influenciada por diversos fatores, entre eles a concorrência no mercado bancário, a sensibilidade ao risco e a regulação prudencial. O estudo mostra que, em contextos de intensa competição, os bancos tendem a reduzir sua sensibilidade ao risco na definição das taxas de juros, o que pode comprometer a estabilidade financeira.

Outro estudo relacionado à precificação de crédito é apresentado por Bonfim, Farinha e Queiró (2021), que analisa o impacto do capital bancário na definição dos *spreads* de empréstimos corporativos em Portugal, com base em dados do período de 2012 a 2019. A metodologia envolve a comparação dos *spreads* cobrados às mesmas empresas por diferentes bancos, permitindo avaliar como a precificação varia conforme a instituição. Os resultados mostram que bancos mais capitalizados tendem a adotar uma postura mais conservadora, cobrando *spreads* mais elevados. O estudo evidencia que a precificação dos empréstimos depende não apenas do risco associado ao tomador, mas também das características intrínsecas dos bancos. As conclusões sugerem que a regulação de capital bancário pode exercer influência significativa sobre a concessão de crédito.

Adicionalmente, há um estudo sobre o tema apresentado por Mateus e Pinheiro (2021) que analisa a precificação de empréstimos corporativos concedidos pelos maiores bancos portugueses entre setembro de 2018 e dezembro de 2019. Os resultados indicam que, no curto prazo, os empréstimos tendem a ser precificados acima do valor justo, enquanto no longo prazo ocorre o inverso com empresas dos setores como construção, imobiliário e transporte. Esse comportamento pode representar uma fragilidade para o sistema financeiro, uma vez que a concessão de crédito a taxas menores do que as devidas compromete a gestão de risco dos bancos, elevando as perdas em períodos de instabilidade. A pesquisa estima os *spreads* ideais dos empréstimos, considerando custos operacionais, perdas esperadas e custos de capital. Os resultados sugerem que a baixa rentabilidade do crédito corporativo representa um desafio potencial à estabilidade financeira no longo prazo, já que bancos que praticam preços abaixo do devido podem ter dificuldades em caso de choques adversos e exigências adicionais de capital. Apesar do impacto limitado sobre a lucratividade observado na amostra analisada, o estudo reforça a importância do monitoramento contínuo da precificação do crédito e de seus efeitos sobre a resiliência do sistema bancário.

O estudo apresentado por Taylor, Zhao e Smith (2024) investiga a precificação de empréstimos no mercado *peer-to-peer lending* (P2P) e propõe um modelo voltado à valorização desses ativos, com o objetivo de aumentar a liquidez e incentivar transações no mercado secundário. O estudo mostra que muitos credores enfrentam dificuldades para liquidar seus investimentos antes do vencimento dos contratos, reduzindo a atratividade do mercado. Para lidar com esse desafio, os autores aplicam modelos de precificação, considerando variáveis como a taxa de juros, o risco de crédito do tomador e o prazo restante até o vencimento. O estudo também discute as limitações dos modelos vigentes, como a ausência de padronização entre plataformas e a inexistência de um mercado secundário estruturado. Os resultados sugerem que a adoção de um método padronizado de precificação pode facilitar a negociação de empréstimos entre credores, proporcionando maior flexibilidade e mitigação de riscos.

O estudo de Camba-Méndez e Mongelli (2021) investiga o papel da aversão ao risco na precificação

de empréstimos bancários na zona do euro durante o período de 2008 a 2014, marcado pelos efeitos da crise financeira global. Utilizando um modelo econométrico, os autores analisam como a heterogeneidade das taxas de juros reflete não apenas o risco de crédito e de financiamento, mas também diferenças no grau de aversão ao risco entre os bancos. Os resultados indicam que instituições mais avessas ao risco tendem a aplicar *spreads* mais elevados. Além disso, observa-se uma variação significativa nas taxas praticadas entre diferentes bancos, sugerindo que a precificação dos empréstimos não é homogênea. O estudo enfatiza que a aversão ao risco deve ser considerada na formulação de políticas regulatórias e na avaliação da estabilidade financeira, uma vez que influencia diretamente o custo do crédito e o comportamento das instituições.

Já o estudo apresentado em Toledo (2013) analisa o mercado brasileiro de créditos inadimplentes e conclui que o setor ainda precisa ser aprimorado, em razão da alta concentração bancária, ausência de um mercado secundário eficiente, baixa relação dívida sobre PIB e elevadas taxas de juros. No entanto, observa um processo de transformação impulsionado pela expansão do crédito, redução das taxas e pressões regulatórias, como as diretrizes de Basileia, que incentivam os bancos a aprimorar a gestão de ativos problemáticos. A dissertação propõe dois modelos de precificação: o modelo comparativo, que identifica padrões nas curvas de recuperação com queda estrutural após 60 meses, coincidindo com a retirada de registros de negativação dos devedores, e o modelo instrumental, que incorpora custos operacionais de cobrança e apresenta elevada precisão na estimativa de fluxos de recuperação líquida. Ambos os modelos, de abordagem *top-down* e *bottom-up*, são complementares e contribuem para maior acurácia na precificação de créditos inadimplentes. O trabalho sugere ainda que futuras pesquisas incluam novas variáveis para refinar as previsões e reforça que o desenvolvimento desse mercado pode beneficiar instituições financeiras e investidores, promovendo mais liquidez e eficiência na gestão de ativos de risco.

Outro estudo que dá destaque ao uso do risco de inadimplência é apresentado em Buratto (2004). No estudo, é analisada a importância do gerenciamento do risco de crédito para a rentabilidade das instituições financeiras, com foco na precificação de empréstimos ajustados ao risco. O autor argumenta que a diferenciação das taxas de juros de acordo com o perfil de risco dos tomadores pode reduzir perdas esperadas e, conseqüentemente, manter a perenidade da intermediação. Portanto, conclui que a adoção de práticas de precificação alinhadas ao risco contribui para uma alocação mais eficiente do capital e para a sustentabilidade do sistema financeiro.

Outros autores argumentam que a precificação dos empréstimos sem levar em conta o risco de inadimplência pode gerar distorções significativas, resultando em excesso de lucro para bons pagadores e em maiores perdas com clientes de maior risco. Nesse contexto, segundo Liu et al. (2019), o modelo RAROC (*Risk Adjusted Return on Capital*) surge como uma ferramenta eficaz para apoiar a precificação de crédito, pois ajusta as taxas com base no risco medido pelo capital econômico ajustado da operação. Fatores como renda e histórico de crédito também são determinantes para uma precificação adequada, refletidos no nível de risco do cliente, normalmente capturados por modelos de *credit scoring*.

Em 1999, segundo Resti e Sironi (2007), uma força-tarefa criada pelo Comitê de Basileia para analisar os sistemas internos de classificação de risco dos principais bancos do mundo concluiu que mais de 80% dos bancos que possuíam um sistema de classificação próprio o utilizavam para definir taxas de juros a partir do risco de seus empréstimos. Em outras palavras, um dos usos mais importantes de um sistema de medição de risco de crédito é a precificação de empréstimos.

Alguns bancos vinham estabelecendo taxas de empréstimo de maneira que levava em conta apenas parcialmente o risco real dos empréstimos. Por um lado, isso era possível porque os mercados de empréstimos bancários não eram totalmente competitivos, permitindo a obtenção de lucros adicionais. Entretanto, em períodos de expansão econômica, os bancos tendiam a subestimar o risco de crédito e aplicar taxas mais baixas, destruindo valor para seus acionistas. De maneira geral, as taxas aplicadas

não eram suficientemente diferenciadas com base no risco, gerando um subsídio cruzado entre grupos de clientes. Isso decorre do perfil temporal dos custos de um empréstimo, já que apenas uma parte dos custos se torna aparente na concessão, enquanto as perdas por inadimplência só podem ser avaliadas posteriormente.

Assim, para definir preços de maneira adequada, é necessário estimar as perdas esperadas e inesperadas do empréstimo. Um banco que define preços deve estabelecer a taxa de juros de modo a cobrir, no mínimo, seus custos de produção, tanto imediatos quanto diferidos. Vale ressaltar que um banco só é livre para definir os preços de seus empréstimos quando opera em um mercado suficientemente inelástico. Caso contrário, se o banco atuar como “*price taker*”, forçado a aceitar os preços do mercado, os modelos de medição de risco servem para identificar e recusar empréstimos para os quais a taxa de juros não é capaz de manter estável o processo de intermediação bancária.

Além disso, esses modelos possibilitam o cálculo do desempenho ajustado ao risco de um empréstimo, que pode ser comparado com as metas de rentabilidade dos acionistas. O primeiro componente de custo é a perda esperada. Para cobrir essa perda, o banco precisa aplicar uma taxa igual à taxa livre de risco acrescida de um *spread* para perdas esperadas, de forma que o retorno esperado do empréstimo seja equivalente ao de um investimento livre de risco. Essa é a abordagem da precificação neutra a risco.

O estudo apresentado em Lambertini e Mukherjee (2022) analisou o impacto dos testes de estresse regulatórios conduzidos pelo *Federal Reserve* sobre os *spreads* cobrados em empréstimos nos Estados Unidos, usando dados de 1996 a 2015. Os resultados mostraram que os bancos submetidos aos testes de estresse cobraram *spreads* menores do que os bancos não testados, tanto antes quanto depois da introdução oficial dos testes. No entanto, os bancos que falharam nos testes começaram a cobrar *spreads* significativamente mais altos em comparação com os que passaram, sugerindo que os testes de estresse funcionam como esperado ao penalizar instituições percebidas como mais arriscadas. Esses achados reforçam que a estrutura regulatória estabelecida após a crise financeira de 2008 tem efeitos reais sobre o custo do crédito corporativo, principalmente sobre a modelagem da perda inesperada.

O estudo em Misra, Rahman e Tiwari (2023) investigou as decisões de precificação de empréstimos de bancos comerciais com foco no uso do método RAROC, aplicando um modelo neutro a risco para 1.520 contas corporativas e de varejo ao longo de 38 trimestres. Os resultados mostraram que a política atual de precificação de empréstimos não reflete adequadamente o prêmio de risco conforme previsto nas normas de Basileia II, especialmente no que diz respeito às perdas inesperadas. No entanto, ao aplicar estimativas baseadas no RAROC, foi possível capturar os prêmios de risco, custos de fundos, margens operacionais e margens de lucro como determinantes significativos do preço do empréstimo. O estudo conclui que os bancos deveriam implementar uma metodologia como o RAROC para precificar melhor o risco embutido nos empréstimos, destacando que fatores como probabilidade de inadimplência, empréstimos com garantia e menor exigência de capital podem melhorar o indicador. Além disso, recomenda-se que bancos adotem abordagens baseadas em *ratings* internos para avaliar o risco de crédito, especialmente em carteiras de varejo de alta granularidade.

Os autores também apresentam uma abordagem de precificação para empréstimos a pequenas e médias empresas, emitidos por bancos comerciais, combinando mapeamento de modelos de *credit scoring* e simulação com cópulas arquimedianas. Usando dados empíricos de 2010 a 2016 de um banco chinês, os autores construíram um modelo interno de *rating* incorporando a contribuição marginal de risco de cada empréstimo ao portfólio e calculando o capital econômico necessário. Os resultados mostraram que, ao contrário dos modelos tradicionais, a metodologia proposta permitiu precificar melhor os riscos específicos das empresas, gerando maiores retornos ajustados ao risco, maior adequação de capital econômico e maior capacidade do banco de suportar eventos de perda. No entanto, os autores destacam limitações como a

dependência de dados históricos e a necessidade de capacidades computacionais avançadas para aplicação prática.

O artigo proposto por Engelmann e Pham (2020b) apresenta um modelo de precificação de empréstimos baseado no RAROC, projetado para ser implementado na prática bancária mesmo na ausência de informações de mercado como *spreads* de títulos ou *Credit Default Swaps* (CDS). O modelo decompõe a taxa de juros em componentes de custo, incluindo custos de *funding*, perdas esperadas, perdas inesperadas, custos operacionais e custos de *hedge* e identifica um intervalo ótimo de taxas no qual o empréstimo é economicamente viável, considerando tanto a lucratividade do banco quanto a qualidade de crédito do tomador. Os autores destacam que, para empréstimos com risco elevado, pode não existir um intervalo viável, sugerindo a rejeição da proposta. O modelo também se mostra útil na determinação de preços em negociações de carteiras de crédito com investidores e em processos internos de precificação entre unidades do banco.

Outro artigo apresentado em Farin (2013) discute como bancos comunitários podem melhorar a precificação de empréstimos utilizando modelos que considerem não apenas taxas de mercado, mas também todos os custos e riscos envolvidos, como risco de taxa de juros, risco de crédito, risco de opção e risco de capital. O autor argumenta que muitos bancos dependem apenas das taxas praticadas pelos concorrentes, sem avaliar adequadamente se essas condições cobrem seus custos e riscos internos. Além disso, destaca que o modelo RAROC, frequentemente usado como ferramenta de decisão, pode não ser adequado em contextos de alta liquidez, onde comparar o rendimento de um empréstimo com alternativas de investimento pode ser mais relevante. O artigo conclui que, com um modelo de precificação bem calibrado, bancos comunitários podem identificar oportunidades lucrativas mesmo em mercados competitivos, equilibrando oferta, demanda e riscos embutidos nos produtos oferecidos.

Outro estudo apresentado em Thomas (2013) aborda o papel e a importância do *Funds Transfer Pricing* (FTP) nos modelos RAROC utilizados por instituições financeiras. O autor destaca que o FTP, ao alocar corretamente os custos e benefícios do *funding* entre diferentes áreas do banco, permite uma medição mais precisa da rentabilidade ajustada ao risco das operações de crédito. Isso evita distorções no cálculo do RAROC e assegura que as decisões de precificação estejam alinhadas com os riscos efetivos e a real contribuição econômica das operações para o banco. Além disso, o artigo ressalta que, sem um FTP bem estruturado, os modelos RAROC podem falhar em refletir o verdadeiro desempenho financeiro das carteiras, prejudicando a alocação eficiente de capital e a tomada de decisão.

O artigo apresentado por Chłopek (2013) analisou a aplicação do modelo RAROC como ferramenta para medir e gerenciar o risco de crédito nas instituições financeiras. Destacou que, apesar do RAROC ter se tornado amplamente adotado globalmente como métrica para alocação de capital, precificação de produtos e avaliação de desempenho ajustado ao risco, ele apresenta limitações importantes. Entre elas estão a dificuldade de capturar corretamente a diversificação de riscos, a dependência de premissas e dados, e a sensibilidade a mudanças no ambiente econômico. O autor enfatiza que, embora o RAROC seja uma ferramenta poderosa para alinhar os interesses dos bancos e seus *stakeholders*, ele deve ser usado com cautela e complementado por uma gestão integrada de riscos que considere os limites do modelo e os fatores não quantificáveis que podem afetar a estabilidade financeira.

O artigo em Engelmann e Pham (2020a) propõe um esquema abrangente para medir a performance de empréstimos bancários, integrando requisitos regulatórios de Basileia e normas contábeis IFRS. Os autores destacam que as provisões contábeis para perdas não refletem adequadamente a perda econômica real e, portanto, não devem ser usadas diretamente para medir rentabilidade. Em vez disso, apresentam uma estrutura baseada no RAROC aplicada ao longo de todo o ciclo de vida do empréstimo, incluindo projeções multiperíodo de capital, provisões e parâmetros de risco. Essa abordagem permite decisões mais

ajustadas sobre originação de crédito, definição de taxas e gestão de carteiras, além de aplicações em testes de estresse e otimização de balanço. O estudo ressalta que, embora focado em hipotecas residenciais, o modelo pode ser estendido a outros produtos de crédito.

Outro artigo apresentado por Barcelos, Filomena e Horta (2024) propõe um modelo de otimização matemática para imunizar carteiras de crédito bancárias contra o risco de mercado, especialmente variações na curva de juros, usando contratos futuros de DI como instrumentos de *hedge*. O modelo incorpora restrições realistas, como limites de liquidez e número de contratos utilizados, refletindo as condições do mercado brasileiro. Os testes realizados mostraram que o modelo de otimização apresenta maior eficiência média em comparação ao método tradicional de análise de componentes principais. Além de alcançar soluções eficientes na maioria dos casos testados, o modelo mostrou alta aderência entre os valores das carteiras de *hedge* e das carteiras de ativos. O estudo sugere que a abordagem proposta é versátil e adequada, podendo ser estendida com melhorias adicionais, como a incorporação de *key rate durations* e demais restrições específicas.

Embora a literatura analisada apresente aspectos relacionados à concessão de crédito consignado, efeitos regulatórios sobre o mercado e explore modelos estatísticos para avaliação de impactos macroeconômicos causados pela concessão, verifica-se uma ausência de análise dos efeitos da imposição de um teto para taxa de juros sobre a oferta de crédito. De forma complementar, diversos estudos investigam modelos de precificação de empréstimos ajustados ao risco, incluindo aspectos de perda esperada, perda inesperada, capital econômico e regulação prudencial mas sem apresentar uma análise do *spread* justo esperado de uma operação para um banco avesso à risco.

Dessa forma, o presente trabalho complementa a literatura existente apresentando uma análise dos efeitos da imposição da taxa de juros sobre a concessão de empréstimos e de um modelo de precificação específico para o produto. Um dos parâmetros mais importantes na gestão bancária é o ROE (*Return on Equity*), que é usado como indicador do retorno sobre o patrimônio líquido. Adicionalmente, uma das contribuições do estudo é apresentar uma proposta de modelagem do ROE como o valor mínimo que justifica correr o risco de inadimplência das operações de empréstimos e não puramente um valor exógeno definido pelo acionista.

3 Arcabouço Teórico

Esse capítulo apresenta a teoria para a construção de modelos vetoriais autorregressivos para análise dinâmica de um sistema pela aplicação de um choque exógeno e análise da FIR sobre o sistema. Além disso, é apresentada a teoria para o modelo de precificação de um produto de crédito.

3.1 Modelos vetoriais autorregressivos

Conforme apresentado na introdução, o objetivo da modelagem das séries de concessão de crédito é identificar como ela é afetada pela imposição de um teto de taxa de juros no produto consignado INSS comparada à de outros produtos sem restrição de taxa. Essa análise busca identificar se o sentido econômico da concessão é coerente com um choque de taxa de juros, onde seria esperado que o encarecimento do crédito resultasse na redução da concessão.

Estacionariedade e seleção do número de defasagens

A maioria dos modelos de análise de séries temporais requer que as séries sejam estacionárias, ou seja, que apresentem média e variância constantes, condição conhecida como estacionariedade fraca. Quando a série é não estacionária, uma técnica comum é a diferenciação sucessiva, que consiste em subtrair os valores defasados da própria série até que a estacionariedade seja alcançada.

A decisão sobre o número mínimo de diferenciações necessárias para tornar uma série y_t estacionária é feita com base em testes de raiz unitária, como o teste *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). O teste tem como hipótese nula a presença de uma raiz unitária, ou seja, de que a série é não estacionária. Assim, o processo é realizado nas seguintes etapas:

- Aplica-se o teste ADF à série original y_t (ou a uma transformação como $\log(y_t)$), para verificar se ela é não estacionária;
- Se o teste não rejeita a hipótese nula, aplica-se a primeira diferença:

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} \tag{3.1}$$

- O teste ADF é reaplicado à série diferenciada. Se a hipótese nula ainda não for rejeitada, novas diferenciações são realizadas ($\Delta^2 y_t$, $\Delta^3 y_t$, etc.) até que o teste a rejeite;
- O número mínimo de diferenças necessário para rejeitar a hipótese nula indica o grau de integração da série.

Durante a aplicação do teste ADF, é necessário especificar o número de defasagens a ser incluído no modelo para corrigir a autocorrelação serial nos resíduos. Esse número pode ser selecionado com base em critérios de informação, como critério de informação de Akaike (AIC), Bayesiano (BIC) e de Hannan-Quinn (HQ). Esses critérios buscam equilibrar a qualidade de ajuste e parcimônia, penalizando modelos com excesso de parâmetros. Essa técnica será usada para garantir que as séries usadas na modelagem sejam estacionárias.

Seleção do número de defasagens dos modelos

Após garantir a estacionariedade das séries, o próximo passo na modelagem de vetores autorregressivos consiste em determinar o número ótimo de defasagens (*lags*) a serem incluídas no modelo. A inclusão de defasagens adequadas é fundamental para capturar corretamente a dinâmica temporal entre as variáveis e evitar falhas de especificação funcional.

Considere um modelo VAR(p) com K variáveis endógenas, definido por:

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{A}_1 \mathbf{X}_{t-1} + \mathbf{A}_2 \mathbf{X}_{t-2} + \cdots + \mathbf{A}_p \mathbf{X}_{t-p} + \boldsymbol{\varepsilon}_t, \quad (3.2)$$

em que \mathbf{X}_t é um vetor $K \times 1$ das variáveis endógenas, \mathbf{A}_i são matrizes de coeficientes $K \times K$ para cada defasagem i , e $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ é o vetor de erros com média zero e matriz de covariância $\boldsymbol{\Sigma}$. A escolha do número de defasagens p afeta diretamente a qualidade do ajuste e a validade das inferências. Para essa seleção, utilizam-se critérios de informação baseados na penalização do logaritmo da verossimilhança.

Critérios de informação

Os critérios mais utilizados foram descritos anteriormente sem a fundamentação matemática dos modelos. A seguir, são apresentadas as especificações de cálculo de cada um dos critérios.

- Akaike Information Criterion (AIC):

$$\text{AIC}(p) = -2 \cdot \log(\mathcal{L}) + 2 \cdot k \quad (3.3)$$

onde \mathcal{L} é a função de verossimilhança e k o número de parâmetros estimados.

- Bayesian Information Criterion (BIC):

$$\text{BIC}(p) = -2 \cdot \log(\mathcal{L}) + k \cdot \log(n) \quad (3.4)$$

onde n é o número de observações da amostra.

- Hannan-Quinn Criterion (HQ):

$$\text{HQ}(p) = -2 \cdot \log(\mathcal{L}) + 2k \cdot \log(\log(n)). \quad (3.5)$$

Todos os critérios penalizam modelos mais complexos, com maior número de defasagens e portanto mais covariáveis, sendo o AIC um dos mais usados na literatura.

Procedimento de seleção

Após transformar as séries em estacionárias, estima-se modelos VAR para diferentes valores de p , até um máximo definido. Posteriormente, calcula-se o critério escolhido para cada valor de p e, em seguida, o número de defasagens que minimiza o critério selecionado. Para o estudo, será adotado o critério AIC para identificar o número ótimo de defasagens para os modelos.

Funções impulso-resposta (FIR)

Uma das principais aplicações dos modelos VAR é a análise de FIR. Essa abordagem permite avaliar como um choque em uma variável afeta as demais ao longo do tempo. A FIR é uma ferramenta usada na análise de modelos econométricos tipo VAR, permitindo avaliar a dinâmica de uma variável endógena em resposta a um choque em outra variável do sistema. Especificamente, a FIR mede o efeito de um choque exógeno em $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ sobre o valor futuro da variável \mathbf{X}_{t+h} , para diferentes horizontes h , mantendo

tudo o mais constante. A partir da forma reduzida, o sistema pode ser reescrito na forma de médias móveis (MA(∞)).

$$\mathbf{X}_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \Psi_i \varepsilon_{t-i}, \quad (3.6)$$

em que μ representa a média do processo e Ψ_i são as matrizes de coeficientes de resposta dinâmica a choques ocorridos nos períodos anteriores. A matriz Ψ_h representa o impacto de um choque ocorrido em t sobre o vetor \mathbf{X} no tempo $t + h$. Neste trabalho, foram construídas as funções de resposta ao impulso para avaliar o efeito que um choque de taxa tem sobre o logaritmo da concessão de crédito. Essa análise foi feita para cada um dos produtos estudados: consignado INSS, privado, público e não consignado para pessoa física.

Segundo Lütkepohl (2000), o uso de métodos *bootstrap* para gerar intervalos de confiança em funções impulso-resposta estimadas a partir de modelos VAR pode ser viável. Portanto, para cada modelo VAR estimado, a resposta foi obtida considerando um horizonte de seis períodos à frente ($h = 1, \dots, 7$), e intervalo de confiança (IC) de 95%. Caso o IC do valor do choque na *lag* não contenha o valor nulo, aquele choque é considerado estatisticamente significativo em, pelo menos, 95% dos casos.

3.2 Modelagem da precificação de operações de crédito no varejo

Conforme apresentado na introdução, o segundo estudo será propor um modelo de precificação para o produto. O conceito escolhido para a modelagem foi o RAROC, apresentado primeiro pelo *Bankers Trust* na década de 1970. A finalidade do modelo era identificar, *ex-post*, o lucro das linhas de negócio e dos empréstimos. Segundo Securato et al. (2012), a equação pode ser definida como:

$$\text{RAROC} = \frac{\mathbb{E}[\text{Rendimentos ajustados ao risco}]}{\text{Capital em risco}} \quad (3.7)$$

Os rendimentos ajustados são o resultado do *spread*, tarifas, perdas esperadas e demais custos operacionais. O *spread* é o rendimento do empréstimo, a taxa aplicada menos os custos de *funding* da área de negócios. O capital em risco pode ser representado pela parcela de capital em um modelo específico para empréstimos bancários no mesmo conceito de *Value at Risk* para o risco de mercado, usando uma distribuição de perdas com base em algum modelo proposto.

O principal desafio dessa modelagem é identificar adequadamente os parâmetros necessários para a precificação, tanto no numerador quanto no denominador. O risco de inadimplência está relacionado ao cliente e às características da operação e é capturado pela PD (*Probability of Default*). Esse parâmetro pode ser modelado pelas áreas internas do banco a partir de variáveis de mercado e bureaux, calibrando a probabilidade na mesma variável usada na provisão de crédito, segundo um modelo de *credit scoring*. O segundo parâmetro relevante é o LGD (*Loss Given Default*). Esse parâmetro é o resultado combinado da capacidade de pagamento do cliente após a inadimplência com a eficiência da cobrança da instituição financeira combinada com as garantias da operação. Um dos desafios dessa abordagem é identificar qual é o retorno justo esperado dessas operações de crédito, de forma que o RAROC *ex-ante* represente o resultado de:

$$\text{RAROC} = \frac{\mathbb{E}[\text{Rendimentos ajustados ao risco}]}{\text{Capital em risco}} := \text{ROE Ajustado ao risco} \quad (3.8)$$

Portanto, a modelagem é um processo de identificação das componentes do preço, montagem da equação e otimização para que a taxa do produto, que é referente à componente da receita de juros, seja atingida de forma a equilibrar o *spread* com a operação de crédito. A seguir, serão apresentados os componentes da modelagem.

Cálculo da perda inesperada

Um banco avesso à risco deve manter provisões para manter a solvência do sistema financeiro. A perda esperada no crédito é um custo associado à operação e deve ser adicionada na precificação. Já a perda inesperada é o capital que o banco deve alocar para as perdas em cenários adversos. O cálculo da perda inesperada pode ser usado a partir do modelo conhecido como *Asymptotic Single Risk Factor* (ASRF), conforme apresentado em Gordy (2003), levando em consideração correlações de default em portfólios de crédito suficientemente granulares, como é o caso de operações de varejo do produto consignado. O modelo ASRF define o capital como o valor do *value-at-risk* (VaR) em excesso da perda esperada:

$$\text{Capital} = \text{VaR} - \text{EL} \quad (3.9)$$

onde a perda esperada (EL) para uma operação de crédito específica é dada por:

$$EL = EAD \cdot PD \cdot LGD \quad (3.10)$$

sendo EAD a exposição dada a inadimplência (*Exposure at Default*). Para calcular o VaR de crédito, o modelo ASRF assume que a qualidade de crédito de cada devedor é modelada por uma variável latente A_i usando um modelo de fator único:

$$A_i = \sqrt{\rho_i} \cdot Z + \sqrt{1 - \rho_i} \cdot \epsilon_i \quad (3.11)$$

onde:

- $Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$ é o fator sistêmico comum ou risco de mercado agregado;
- $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$ é o fator idiossincrático, próprio do cliente;
- ρ_i é o parâmetro de correlação do ativo com o fator sistêmico.

As perdas de crédito em um cenário específico são calculadas como:

$$L = EAD \cdot I \cdot LGD \quad (3.12)$$

onde I é o indicador de default, tal que:

$$I = \begin{cases} 1 & \text{se } A_i < \Phi^{-1}(PD_i) \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.13)$$

sendo Φ a função de distribuição acumulada normal padrão. O valor esperado do indicador de default condicional ao fator sistêmico Z é:

$$\mathbb{E}[I_i | Z] = \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD_i) - \sqrt{\rho_i} \cdot Z}{\sqrt{1 - \rho_i}} \right) \quad (3.14)$$

Em um portfólio perfeitamente granular e bem diversificado, a perda condicional ao fator Z é:

$$L | Z = \sum_i EAD_i \cdot LGD_i \cdot \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD_i) - \sqrt{\rho_i} \cdot Z}{\sqrt{1 - \rho_i}} \right) \quad (3.15)$$

O valor em risco para o nível de confiança α é obtido através do percentil correspondente da distribuição, portanto:

$$\text{VaR de Crédito}(\alpha) = \sum_i EAD_i \cdot LGD_i \cdot \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD_i) - \sqrt{\rho_i} \cdot \Phi^{-1}(1 - \alpha)}{\sqrt{1 - \rho_i}} \right) \quad (3.16)$$

Logo, o capital requerido do portfólio para o nível de confiança α é dado por:

$$\text{Capital}(\alpha) = \sum_i EAD_i \cdot LGD_i \cdot \left[\Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD_i) - \sqrt{\rho_i} \cdot \Phi^{-1}(1 - \alpha)}{\sqrt{1 - \rho_i}} \right) - PD_i \right] \quad (3.17)$$

O Banco Central do Brasil adotou essa metodologia para os bancos que queiram aplicar modelos internos de mensuração do capital econômico (IRB), conforme apresentado em [Banco Central do Brasil \(2023\)](#). Portanto, a perda inesperada para uma operação de crédito pode ser dada por:

$$\text{Capital}_{IRB} = \text{EAD} \cdot \text{LGD} \cdot \left[\Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(\text{PD}) + \sqrt{\rho} \cdot \Phi^{-1}(0.999)}{\sqrt{1 - \rho}} \right) - \text{PD} \right] \quad (3.18)$$

sendo ρ o fator de correlação entre contratos do mesmo perfil e grupo homogêneo de risco, conforme Art. 46, § 3º estimado pelo comitê de Basileia para exposições do varejo, dado por:

$$\rho = 0,03 \cdot \frac{1 - e^{-35 \cdot PD}}{1 - e^{-35}} + 0,16 \cdot \left(1 - \frac{1 - e^{-35 \cdot PD}}{1 - e^{-35}} \right) \quad (3.19)$$

É esperado que a precificação seja feita com base em *ratings* de crédito interno que considerem as PDs dos clientes. Considerando a possibilidade do capital regulatório ser maior que o econômico, pode-se fazer um ajuste no cálculo do RAROC, tomando o máximo entre o capital econômico e o regulatório, sendo 4% sobre o saldo, segundo o FPR (Fator de Ponderação de Risco) de 50% para 8% do saldo, resultando em 4% do valor do empréstimo de acordo com [Banco Central do Brasil \(2016\)](#). Segundo [Banco Central do Brasil \(2023\)](#), para exposições não cobertas por colaterais, como é o caso do produto, o LGD utilizado na abordagem *Internal Ratings-Based Approach* (IRB) básica deve ser fixado em 75%. Essa abordagem simplifica a precificação, embora seja necessário explorar melhor o valor do LGD dessas operações na aplicação prática. Em casos de beneficiários do INSS, um dos principais riscos da operação é o óbito. Uma das razões de não se considerar o valor do LGD como 100% pode ser encontrada em [Tribunal Regional Federal da 1ª Região \(2025\)](#), que concluiu que a dívida permanece mesmo após o óbito do beneficiário. Portanto, é razoável supor que o LGD é menor que 100%. Assim, o LGD considerado será:

$$\text{LGD}_{IRB \text{ Básico}} = 75\% \quad (3.20)$$

Cálculo da parcela do empréstimo considerando o sistema *price*

O pagamento de um empréstimo pelo sistema *price*, fixo ao longo da operação, é dado por:

$$\text{PMT} = \frac{P \cdot r}{1 - (1 + r)^{-\text{prazo}}} \quad (3.21)$$

- P: valor principal do empréstimo, também pode ser considerado como o EAD na precificação;
- r: taxa de juros mensal. Essa é a taxa de juros que deve ser encontrada no processo de otimização e modelagem;
- prazo: prazo total da operação em meses.

Com esses três parâmetros, é possível calcular os juros gerados tanto para o pagamento do empréstimo quanto para o custo do *funding*.

Cálculo do *spread* justo sobre um ativo livre de risco

Para introduzir o tema, é necessário expor alguns conceitos fundamentais sobre investimentos neutros a risco. Os investimentos com essas características impõem, por construção, que qualquer investimento deve render o mesmo que a taxa livre de risco. Logo, a equação de equilíbrio para esse modelo, segundo Resti e Sironi (2007), pode ser expressa como:

$$(1 + r_{rf} + S_{EL})[(1 - PD) + (1 - LGD) \cdot PD] = (1 + r_{rf}) \quad (3.22)$$

sendo r_{rf} a taxa de juros livre de risco, normalmente representada por títulos soberanos. Observa-se uma aplicação de *spread* sobre a parcela não default e sobre a parcela recuperada após o default. A partir dessa equação, pode-se escrever

$$1 + r_{rf} + S_{EL} = \frac{1 + r_{rf}}{1 - PD \cdot LGD} - 1 \quad (3.23)$$

A relação entre a taxa de juros livre de risco, o *spread* S_{EL} e a taxa de perda esperada é dada por:

$$r_{rf} + S_{EL} = \frac{r_{rf} + PD \cdot LGD}{1 - PD \cdot LGD} = \frac{r_{rf} + ELR}{1 - ELR} \quad (3.24)$$

onde

$$ELR = PD \cdot LGD$$

é a taxa de perda esperada. Portanto, o *spread* necessário para cobrir a perda esperada S_{EL} no banco indiferente a risco é dado por:

$$S_{EL} = \frac{ELR \cdot (1 + r_{rf})}{1 - ELR} \quad (3.25)$$

O preço calculado anteriormente seria adequado para um banco indiferente a receber um montante certo ou um montante incerto com o mesmo valor esperado. Entretanto, os bancos são avessos ao risco. Para limitar o risco de falência, os bancos precisam manter capital suficiente para cobrir perdas inesperadas.

Assim, para incorporar a aversão ao risco no modelo de precificação, é necessário garantir que a taxa de juros também cubra o custo do capital econômico mantido contra perdas inesperadas. Inicialmente, podemos supor que o capital da operação é dado. O custo desse capital depende da meta de retorno dos acionistas, ou seja, do custo do capital próprio (r_e) que o banco se compromete a fornecer, de forma explícita ou implícita. Considerando esse custo, a equação pode ser atualizada por:

$$(1 + r_{rf} + S_{EL} + S_{UL})[(1 - PD) + (1 - LGD) \cdot PD] = (1 + r_{rf}) + \frac{VaR}{EAD} \cdot (r_e - r_{rf}) \quad (3.26)$$

Pode-se notar que a equação somou o VaR rendendo à taxa livre de risco, já que deverá ser mantido líquido e disponível, e também somou um rendimento adicional para esse montante como o custo de capital próprio, considerando que essa nova parcela adiciona um prêmio de risco pela perda inesperada e o risco assumido pelo investidor. Para visualizar a segunda parte da equação, que representa o custo de financiar o empréstimo, pode-se reescrever:

$$(1 + r_{rf}) + \frac{VaR}{EAD} \cdot (r_e - r_{rf}) = (1 + r_{rf}) \left(1 - \frac{VaR}{EAD}\right) + (1 + r_e) \cdot \frac{VaR}{EAD} \quad (3.27)$$

Além disso, considerando o *spread* total, tem-se:

$$r_{rf} + S_{EL} + S_{UL} = \frac{r_{rf} + ELR + \frac{VaR}{EAD} \cdot (r_e - r_{rf})}{1 - ELR} \quad (3.28)$$

e, reescrevendo, obtemos:

$$S_{EL} + S_{UL} = \frac{(1 + r_{rf}) \cdot ELR + \frac{VaR}{EAD} \cdot (r_e - r_{rf})}{1 - ELR} \quad (3.29)$$

e, comparando as equações, chega-se a:

$$S_{UL} = \frac{\frac{VaR}{EAD} \cdot (r_e - r_{rf})}{1 - ELR} \quad (3.30)$$

A diferença entre r_e e r_{rf} corresponde à diferença entre o custo de capital do banco e a taxa de *funding*, considerada no vértice da *duration* esperada da operação para um título sem risco. Uma possibilidade para o cálculo do custo de capital r_e poderia ser com base no modelo CAPM (*Capital Asset Pricing Model*). Por simplificação, pode-se considerar como um percentual sobre o custo de FTP.

4 Metodologia

A seguir, serão apresentados os dados econométricos obtidos na análise da sensibilidade à taxa de juros sobre a concessão de crédito e o modelo de otimização para a precificação dos empréstimos pelo método do RAROC apresentado anteriormente.

4.1 Séries de inadimplência, taxa de juros e concessão de crédito

Foram extraídas séries do Banco Central do Brasil pelo Sistema Gerenciador de Séries Temporais obtidas em (Banco Central do Brasil, 2024) para analisar a interação entre taxa de juros do produto, concessão de crédito e inadimplência. Além disso, foram extraídos dados sobre as datas de intervenção no teto da taxa de juros do consignado INSS desde janeiro de 2023 até novembro de 2024 pelas atas das reuniões conduzidas pelo MPS segundo o Conselho Nacional de Previdência Social (2024). Entende-se que essas variáveis teriam efeitos correlacionados, criando um sistema endógeno de equilíbrio entre concessão, taxa e inadimplência, com exceção da intervenção na taxa, considerada como um efeito exógeno para o produto consignado INSS.

Pode-se supor que aumentar a taxa de juros encarece o crédito, reduzindo o volume de contratações pelo efeito adverso do aumento do custo. Um aumento na inadimplência poderia reduzir a oferta dos produtos pelas instituições financeiras ou provocar um aumento na taxa de juros média cobrada no produto, ajustando o preço ao novo patamar de risco. No caso de carteiras sem imposição de preço, essas variáveis podem ser ajustadas de acordo com o apetite a risco das instituições, parâmetros de solvência, índice de cobertura da carteira vencida ou índice de Basileia. O fato de haver intervenção na taxa de juros do produto consignado INSS cria uma restrição nesse sistema de ajustes de preços. A figura 2 apresenta as datas de intervenção nas taxas.

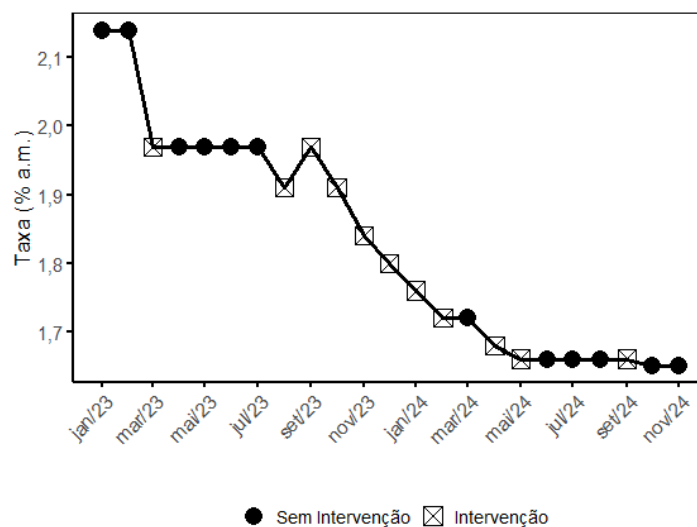


Figura 2 – Vetor de política e teto da taxa: jan/23 à nov/24.

Nota-se que a taxa de juros passou de 2,14% em janeiro de 2023 para 1,66% em outubro de 2024, uma redução de 0,48p.p. em 23 meses. A partir dessa intervenção, a ideia principal da análise a

seguir é verificar se existe algum padrão de comportamento no volume de concessão de crédito a partir de um choque na taxa de juros para os produtos consignado INSS, público e privado, além da carteira não consignado para pessoa física.

4.1.1 Consignado INSS

Para uma análise conjunta dos movimentos de concessão, taxa de juros e inadimplência, serão apresentadas as séries com eixo normalizado das variáveis usadas na análise e modelagem do produto consignado INSS. A figura 3 apresenta as séries.

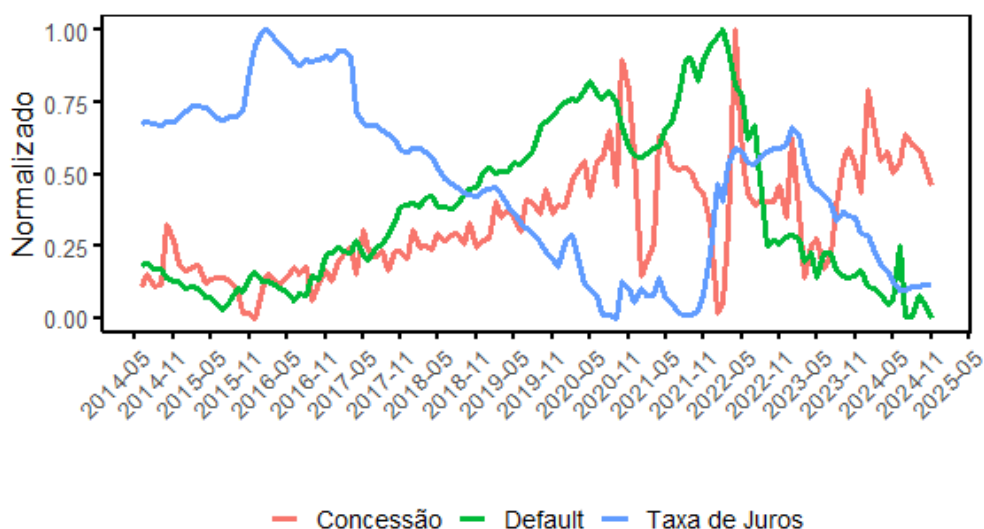


Figura 3 – Concessão, taxa e inadimplência do consignado INSS.

Nota-se que a concessão de crédito e a inadimplência tem um comportamento crescente conjunto até o início de 2021, sentido oposto ao da taxa de juros. A partir dessa data, há uma oscilação nos três parâmetros, como uma tendência consistente de queda na inadimplência e volatilidade maior na concessão com períodos de aumento e redução da taxa. Um aumento na taxa de juros pode reduzir a concessão e também a inadimplência, servindo como um fator regulador da dinâmica de concessão de crédito. É identificado também um pico de inadimplência da série no período da pandemia de COVID-19, a partir do início de 2020. Como o produto é desenhado para garantir o pagamento direto da fonte pagadora, a inadimplência normalmente é associada ao óbito ou ao cancelamento do benefício, caso não seja por aposentadoria. As séries também serão analisadas em separado. A figura 4 apresenta a concessão de crédito.

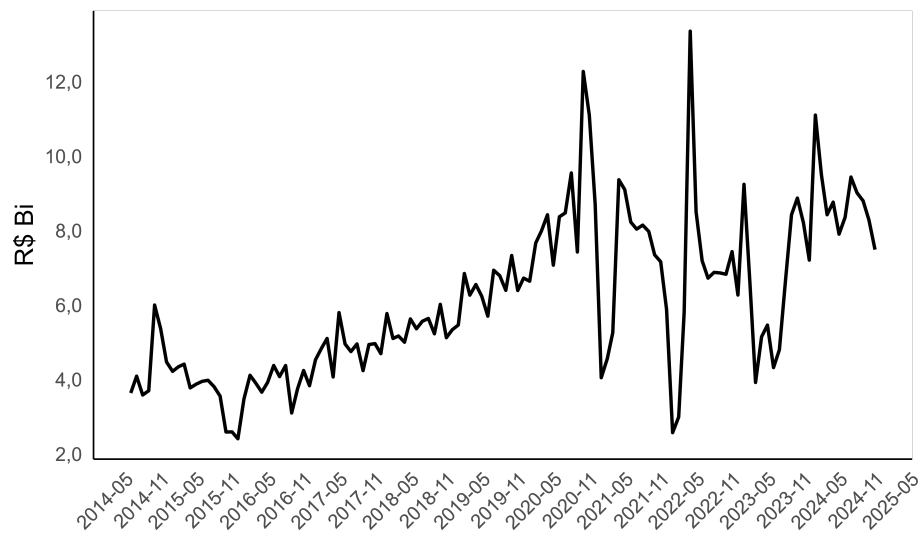


Figura 4 – Concessão do consignado INSS.

Nota-se uma tendência de alta entre os períodos de 2015 e 2020 e, a partir de 2021, uma oscilação entre R\$3 e R\$10 Bi de concessão nas safras, um período de alta volatilidade de concessão. A figura 5 apresenta a inadimplência do produto.

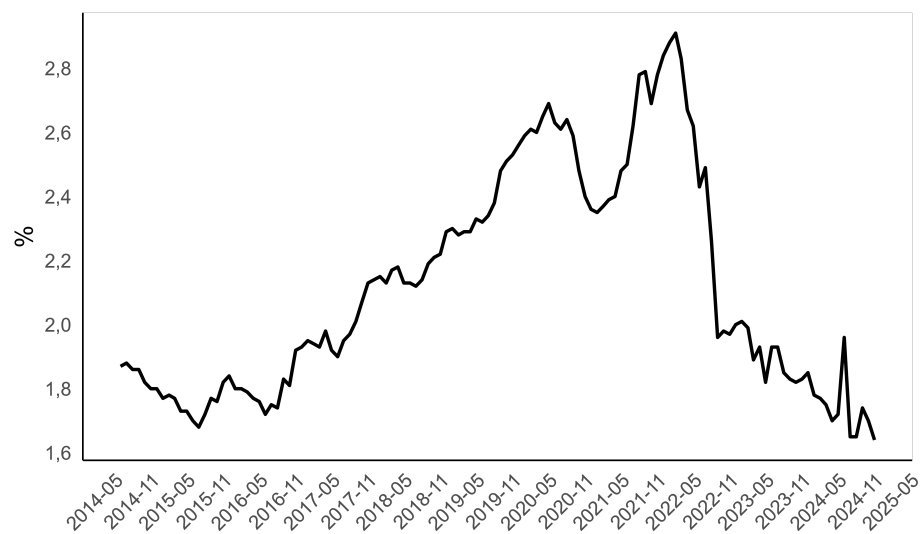


Figura 5 – Inadimplência do consignado INSS.

Nota-se que a série apresenta uma tendência inicial de alta entre 2015 e 2020, atingindo um pico no período da pandemia. A amplitude de oscilação fica entre 1,5% e 3% de inadimplência na carteira. A inadimplência é medida considerando operações em atraso acima de 90 dias. A figura 6 apresenta a evolução da taxa de juros do produto.

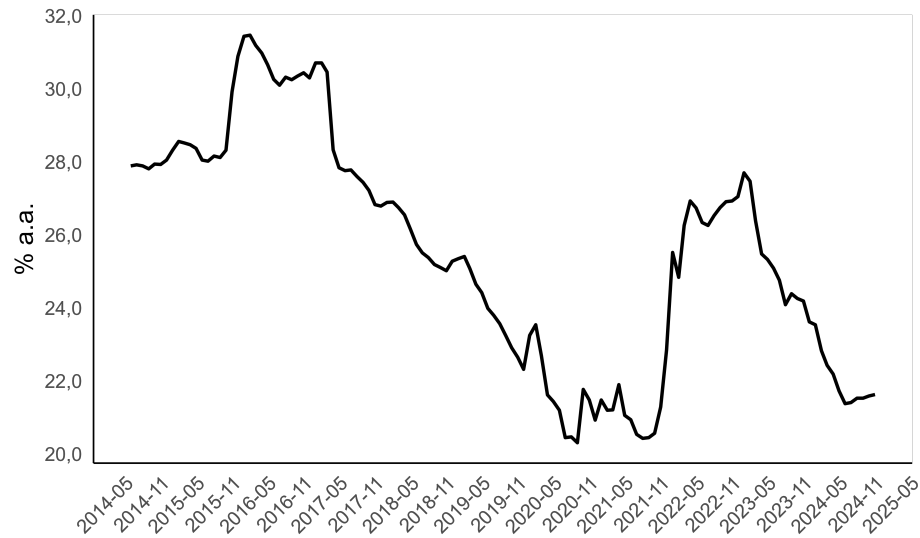


Figura 6 – Taxa de juros do consignado INSS.

Nota-se que a série oscila entre 20% e 35% a.a., com um período de queda consistente entre 2015 e 2021, uma oscilação no período da pandemia, seguido de um aumento significativo e nova redução a partir de 2022. A taxa de juros é medida considerando operações novas e já em carteira e, portanto, é uma série ponderada de todas as taxas vigentes no momento do cálculo, não apenas operações novas.

4.1.2 Consignado público

A figura 7 apresenta as séries normalizadas para análise do movimento conjunto da inadimplência, concessão e taxa de juros.

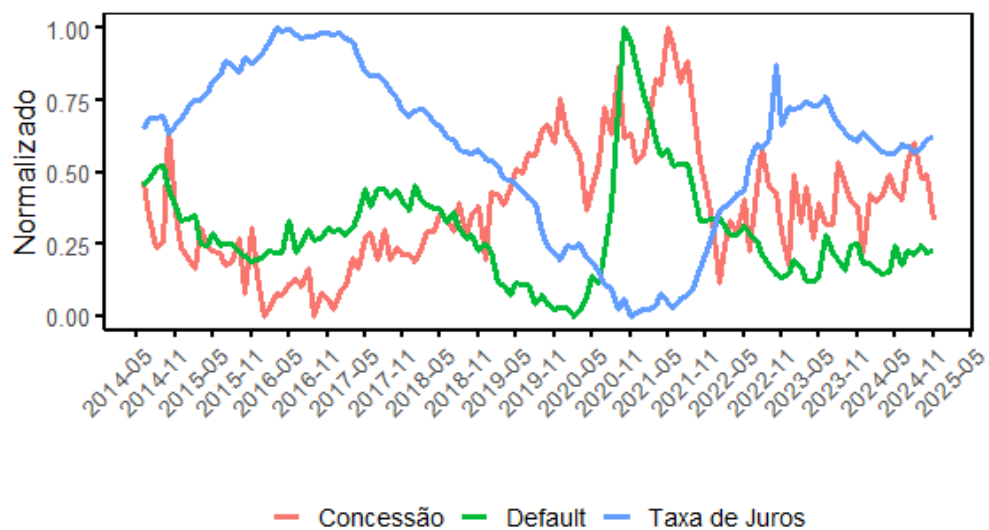


Figura 7 – Concessão, taxa e inadimplência do consignado público.

A concessão de crédito e a taxa de juros possuem relação inversa na maior parte da série, sugerindo que taxas mais altas inibem novos empréstimos, principalmente até o período da pandemia. A redução da

concessão, com políticas mais restritivas, leva a uma redução da inadimplência entre 2020 e 2022. A partir desse período, a concessão oscila com taxa de inadimplência mais baixa mas com patamar de taxa de juros ainda alto. A taxa de juros pode afetar tanto a concessão quanto a inadimplência, mas a relação entre juros e inadimplência pode não ser imediata, indicando a necessidade de avaliar como a informação se propaga nas defasagens. A figura 8 apresenta o volume de concessão do produto.

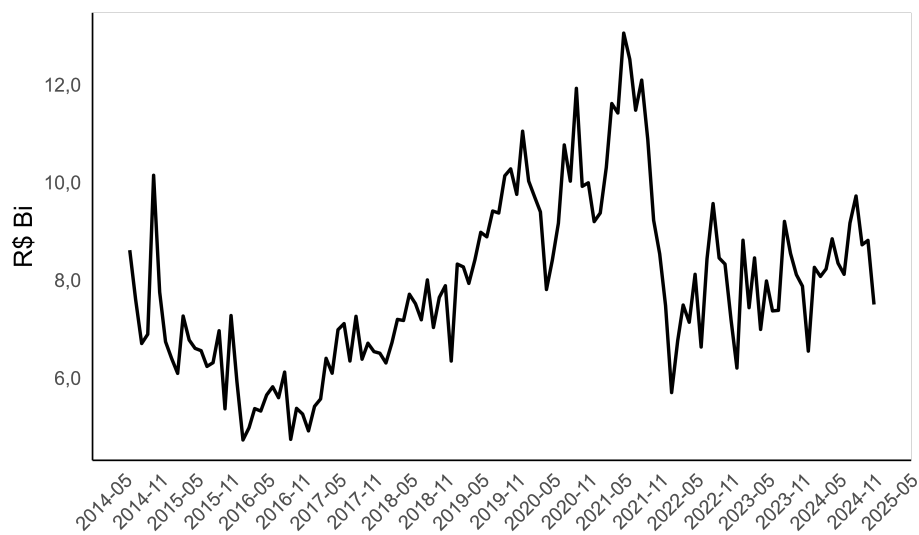


Figura 8 – Concessão do consignado público.

Nota-se uma oscilação entre R\$6 e R\$12 Bi de concessão nas safras. Entre 2016 e 2021 houve um aumento consistente do volume de concessão de crédito. A partir de 2021, houve uma queda e uma aparente estabilidade em torno de R\$8 Bi. A figura 9 apresenta a inadimplência do produto.

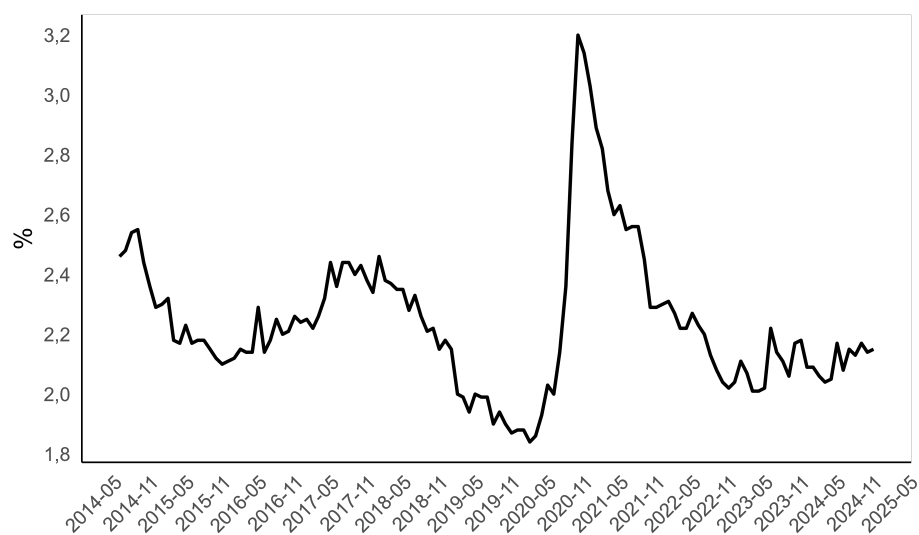


Figura 9 – Inadimplência do consignado público.

Nota-se que a série oscila entre 1,5% e 3,2% da carteira. Assim como no consignado INSS, a inadimplência é medida considerando operações em atraso acima de 90 dias. O período com maior valor de inadimplência também compreende o início da pandemia, indo de 2019 até o início de 2023, com patamar oscilando em torno de 2,2%. A figura 10 apresenta a evolução da taxa de juros do produto.

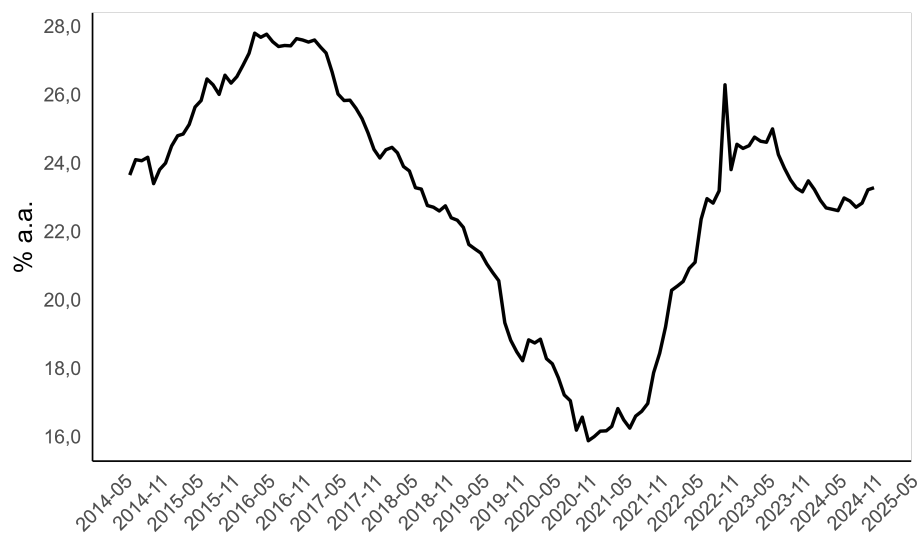


Figura 10 – Taxa de juros do consignado público.

Nota-se que a série oscila entre 16% e 28% a.a., taxas relativamente mais baixas do que linhas sem consignação. Da mesma forma que consignado INSS, a taxa de juros é medida considerando operações novas e já em carteira e, portanto, é uma série ponderada de todas as taxas vigentes no momento do cálculo. O período de 2015 a 2020 apresentou uma queda consistente da taxa de juros até o período da pandemia, com aumento até 2023 e posterior manutenção em torno de 23% a.a..

4.1.3 Consignado privado

A figura 11 apresenta as séries normalizadas para análise do movimento conjunto da inadimplência, concessão e taxa de juros. Esse produto é concedido no mercado privado, entre empresas conveniadas e os bancos que, na maioria das vezes, possuem a folha de pagamento dessas empresas.

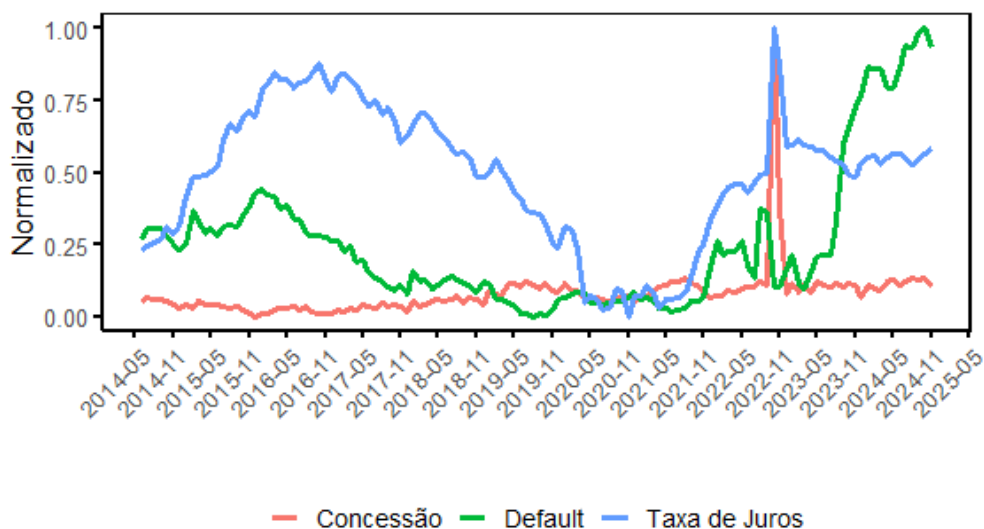


Figura 11 – Concessão, taxa e inadimplência do consignado privado.

A concessão de crédito se mantém relativamente estável, enquanto a taxa de juros e a inadimplência apresentam grandes oscilações. O aumento da taxa de juros está associado a um crescimento na inadimplência, indicando um efeito direto no risco de crédito. Picos na taxa de juros podem estar relacionados a mudanças no mercado, crises econômicas ou ajustes na política monetária. Em relação ao crédito consignado para beneficiários do Auxílio Brasil, a Lei nº 14.431, de 3 de agosto de 2022, autorizou essa modalidade de empréstimo, reportado nesse produto pelos bancos ao BCB. A regulamentação específica foi estabelecida pela Portaria nº 816, de 26 de setembro de 2022, publicada no Diário Oficial da União em 27 de setembro de 2022. A partir dessa data, os beneficiários puderam contratar o crédito consignado, com as primeiras operações ocorrendo em outubro de 2022. O pico de concessão de crédito coincide com o início da concessão do benefício. A figura 12 apresenta a série de concessão do produto.

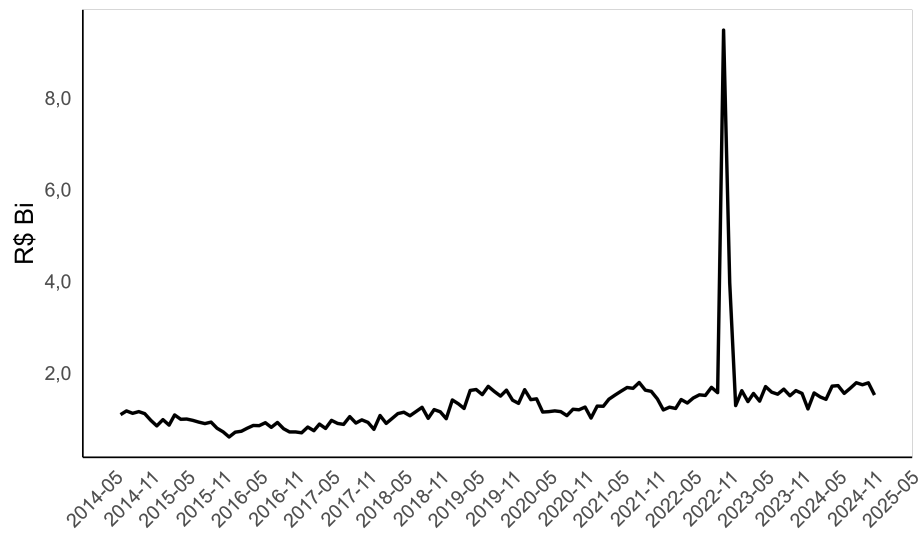


Figura 12 – Concessão do consignado privado.

Nota-se uma oscilação entre R\$1 e R\$2 Bi de concessão nas safras em geral e um pico de R\$7 Bi referente à concessão do Auxílio Brasil a partir de setembro/22 alocada nessa modalidade de crédito nos bancos. A figura 13 apresenta a série de inadimplência do produto.

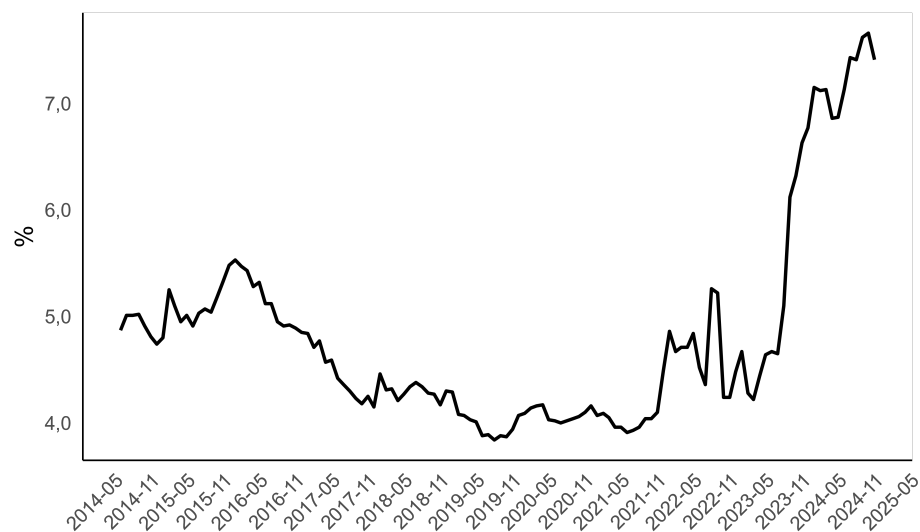


Figura 13 – Inadimplência do consignado privado.

Nota-se que a série oscila entre 4% e 6% da carteira em atraso acima de 90 dias entre 2014 e 2023. Percebe-se que a inadimplência desse produto é maior que as outras modalidades de consignado por conta do risco adicional de demissão dos clientes. Atualmente, a série está na sua máxima histórica observada, atingindo patamares entre 7% e 8%. A figura 14 apresenta a evolução da taxa de juros do produto.

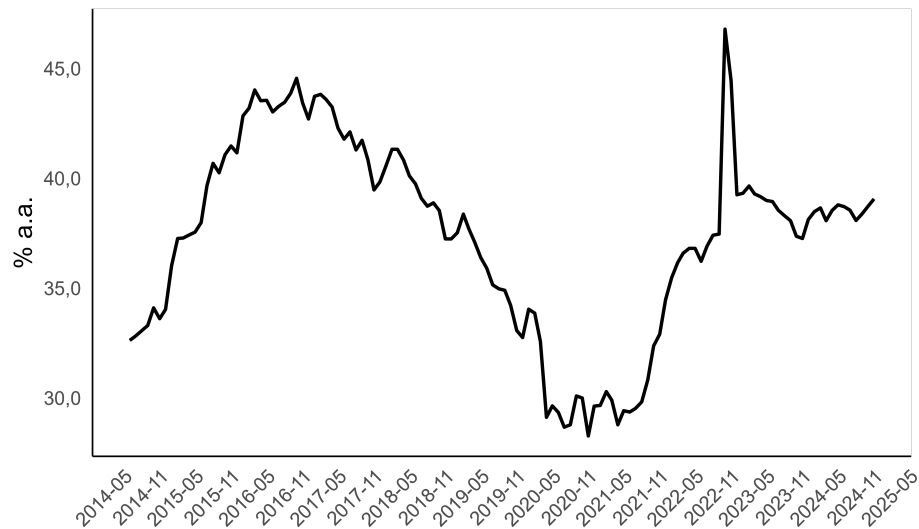


Figura 14 – Taxa de juros do consignado privado.

Nota-se que a série oscila entre 28% e 50% a.a., coerentes com o maior nível de risco observado do produto. Os períodos de maior taxa de juros estão entre 2015 e 2016 além de um pico em 2022. Atualmente, o patamar está estável em torno de 50% a.a..

4.1.4 Não consignado

A figura 15 apresenta as séries normalizadas para análise do movimento conjunto da inadimplência, concessão e taxa de juros da carteira não consignado para pessoa física.

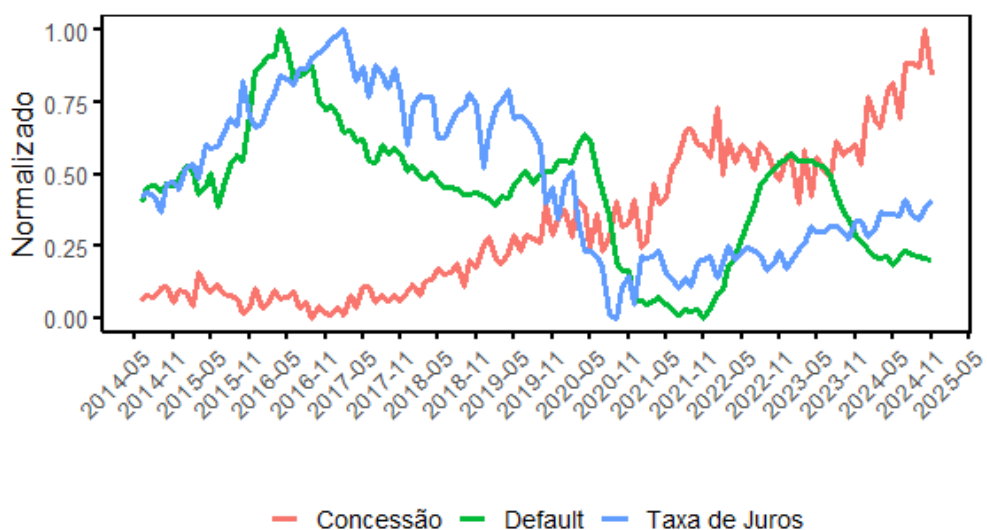


Figura 15 – Concessão, taxa e inadimplência do crédito não consignado.

A concessão de crédito não consignado cresce de forma consistente na série. Nota-se também que a elevação da taxa de juros ocorre após o primeiro pico de inadimplência, em meados de 2015 e 2016. Há uma redução importante da inadimplência no período pré-pandemia com um aumento posterior à crise. A relação inversa entre taxa de juros e concessão de crédito nem sempre é clara, sugerindo que a demanda por crédito pode ter sido impulsionada por outros fatores não capturados pelas variáveis em estudo. A figura 16 apresenta a evolução da série de concessão do produto.

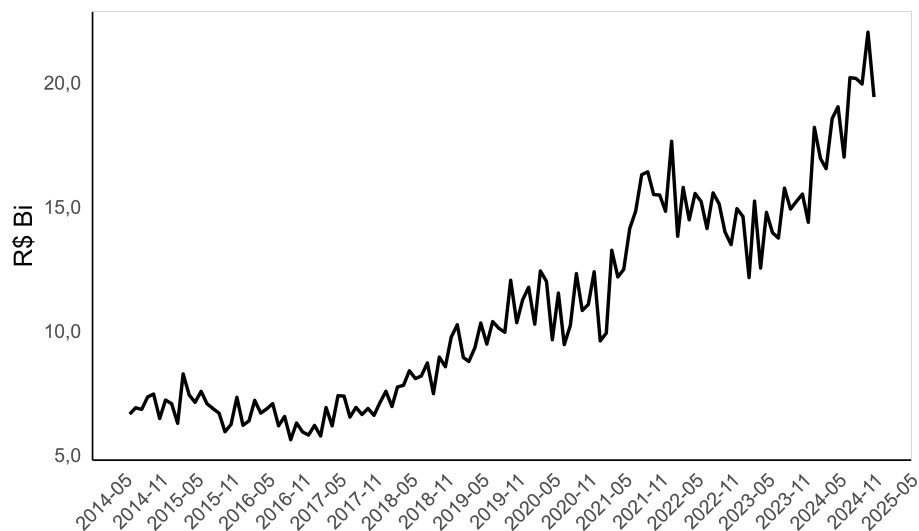


Figura 16 – Concessão do crédito não consignado.

A carteira tem apresentado um aumento expressivo nos últimos anos, partindo de 6\$ Bi em 2014, chegando a 20\$ Bi no final de 2024. Como a demanda por crédito permanece constante, é provável que os bancos ajustem o risco da carteira controlando a taxa de juros necessária para manter as operações sustentáveis. A figura 17 apresenta a série de inadimplência do produto.

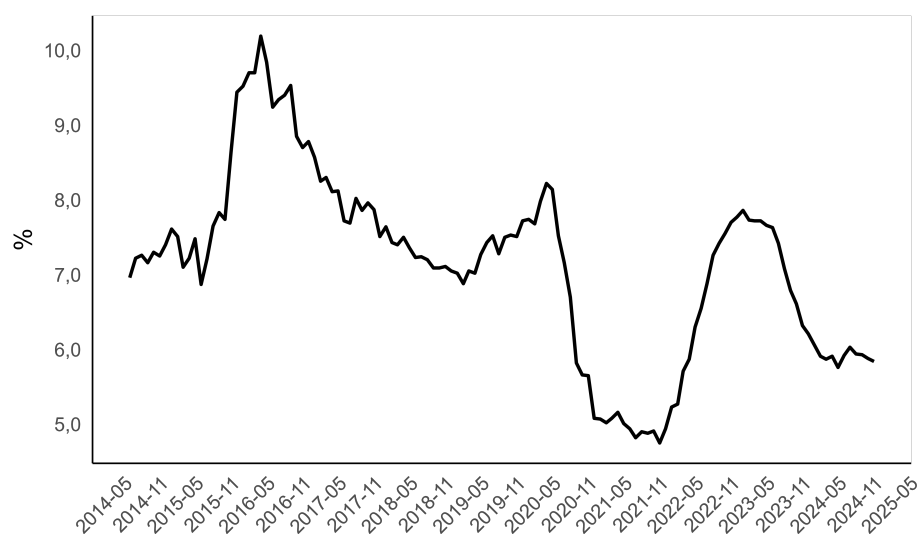


Figura 17 – Inadimplência do crédito não consignado.

A inadimplência parte de 7% em 2014, chegando a 10% em 2016, indo a 8% no início da pandemia, uma queda acentuada a partir de maio/2020 até novembro/2021 com uma forte alta a partir dessa data,

chegando a 8% em novembro/2022 com posterior queda ao longo do tempo até voltar ao patamar de 7% do início da série no período recente. A figura 18 apresenta a taxa de juros do produto.

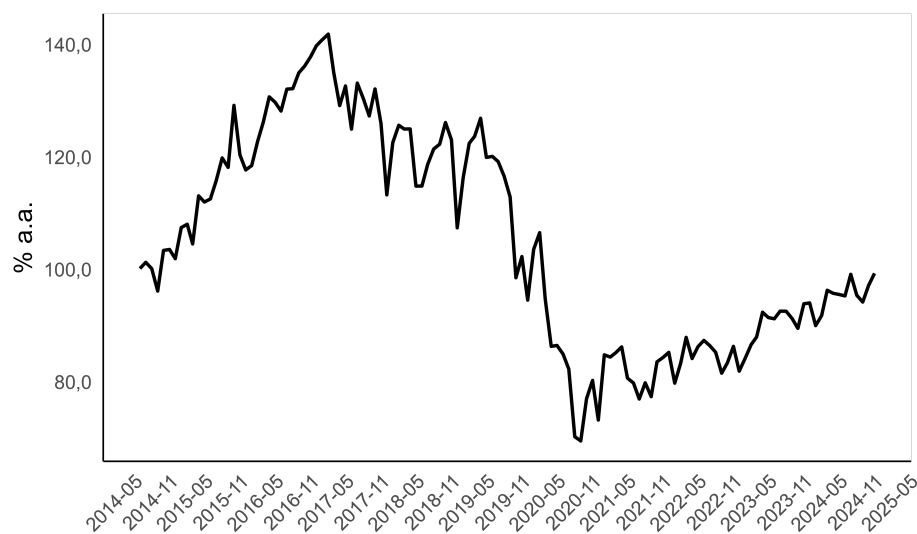


Figura 18 – Taxa de juros do crédito não consignado.

Nota-se que a série oscila entre 80% e 140% a.a., chegando a 70% a.a. em 2020. Após essa data, as taxas de juros começam a subir novamente chegando a 90% a.a. nas carteiras recentes, comportamento coerente com o maior nível de inadimplência observada do produto.

As próximas seções irão apresentar os modelos VAR de cada produto que serão usados na análise da resposta da concessão a um choque de taxa de juros.

4.1.5 Modelagem VAR

De acordo com Sims, Stock e Watson (1990), a estimação de um VAR pode ser inadequada quando há raízes unitárias, pois pode levar a inferências estatísticas inválidas. Como alternativa, é sugerido que as séries sejam diferenciadas para garantir a estacionariedade e evitar relações espúrias. A decisão de transformar as séries para estacionárias antes da modelagem garante que os testes estatísticos convencionais possam ser aplicados. Para que a análise fosse comparável entre todos os produtos, as séries foram mantidas no mesmo período, de janeiro/23 até novembro/24, último período disponível observado. Os modelos serão submetidos à testes de diagnóstico para verificação da sua robustez como os de estacionariedade, análise de correlação dos resíduos, análises de heteroscedasticidade e também causalidade Granger. A modelagem também pressupõe ausência de relações contemporâneas entre as variáveis. Os passos da modelagem para os quatro produtos serão:

- Estimação: de acordo com Ferreira et al. (2017) primeiro é determinada a quantidade mínima de defasagens pelo critério de informação AIC para as variáveis endógenas do modelo, de forma que as séries sejam estacionárias. Posteriormente, é estimado o modelo em forma reduzida com o objetivo de estudar relações defasadas entre as variáveis uma vez que entende-se que as respostas são sempre em função das realizações passadas;
- Diagnóstico: após a estimação, são verificadas a correlação residual, heteroscedasticidade, estabilidade dos parâmetros e se as variáveis tem relação causal Granger;

- Previsão: posteriormente, pode-se aplicar uma ferramenta comum na análise de comportamento das séries a partir de um choque em uma variável endógena, usando a função impulso-resposta. Em modelos estáveis, espera-se que a resposta ao choque convirja para zero em tempo finito.

Ao final da modelagem, será possível analisar o comportamento da concessão de crédito a partir de um choque na taxa de juros dos produtos e verificar como o logaritmo da concessão se comporta. Todos os testes estatísticos de significância foram realizados considerando $\alpha = 5\%$.

4.1.6 Modelagem consignado INSS

O modelo VAR foi estimado com três variáveis endógenas, taxa de juros, logaritmo da concessão e inadimplência. Como variável exógena, foi incluído o indicador binário representando a intervenção no teto da taxa de juros. O número de defasagens foi selecionado com base no critério AIC, resultando em um modelo VAR(1), com as principais conclusões:

- Estabilidade: as raízes do polinômio característico indicaram estabilidade do sistema, com todas as raízes dentro do círculo unitário;
- Diagnóstico dos resíduos: não foram encontradas evidências de heterocedasticidade condicional (teste ARCH não significativo) e as correlações contemporâneas entre resíduos foram, em geral, baixas;
- Causalidade Granger: apenas a variável *taxa* apresentou evidência de causalidade Granger sobre as demais variáveis do sistema.

As equações finais estimadas são:

$$\begin{aligned} \text{taxa}_t &= -0,1866 + 0,0531 \cdot \text{taxa}_{t-1} + 0,6549 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + 0,2302 \cdot \text{default}_{t-1} - 0,1625 \cdot \text{Politica}_t + \varepsilon_{1t} \\ \log(\text{concessao})_t &= -0,1167 - 0,3268 \cdot \text{taxa}_{t-1} + 0,1370 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + 0,2989 \cdot \text{default}_{t-1} + 0,0567 \cdot \text{Politica}_t + \varepsilon_{2t} \\ \text{default}_t &= -0,0083 + 0,0392 \cdot \text{taxa}_{t-1} - 0,0946 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} - 0,4572 \cdot \text{default}_{t-1} - 0,0076 \cdot \text{Politica}_t + \varepsilon_{3t} \end{aligned} \quad (4.1)$$

4.1.7 Modelagem consignado privado

O modelo VAR foi estimado com três variáveis endógenas sendo taxa de juros, logaritmo da concessão e inadimplência. O número de defasagens foi selecionado com base no critério AIC, resultando em um modelo VAR(1). As principais conclusões do modelo foram:

- Estabilidade: as raízes do polinômio característico indicaram estabilidade do sistema com todas as raízes apresentando módulo inferior a 1;
- Diagnóstico dos resíduos: não foram identificadas evidências de heterocedasticidade condicional (teste ARCH não significativo). As correlações entre os resíduos são baixas, indicando ausência de dependências contemporâneas relevantes;
- Causalidade Granger: não foram observadas relações de causalidade estatisticamente significativas entre as variáveis.

As equações finais do modelo são

$$\begin{aligned} \text{taxa}_t &= 0,0130 + 0,1905 \cdot \text{taxa}_{t-1} + 0,6568 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} - 0,2074 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\ \log(\text{concessao})_t &= 0,0085 - 0,0060 \cdot \text{taxa}_{t-1} - 0,5766 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} - 0,0200 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{2t} \\ \text{default}_t &= 0,0945 - 0,1420 \cdot \text{taxa}_{t-1} - 0,5425 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + 0,2395 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{3t} \end{aligned} \quad (4.2)$$

4.1.8 Modelagem consignado público

Foi estimado um modelo VAR com as variáveis endógenas taxa de juros, logaritmo da concessão de crédito e inadimplência. A seleção de defasagem também foi feita pelo critério AIC, resultando em um modelo VAR(1).

As principais conclusões do modelo foram:

- Estabilidade: as raízes do polinômio característico indicaram estabilidade do sistema;
- Diagnóstico dos resíduos: não há indícios de heterocedasticidade condicional e as correlações entre resíduos são, em geral, baixas;
- Causalidade Granger: não foram observadas relações de causalidade estatisticamente significativas entre as variáveis.

As equações finais estimadas são

$$\begin{aligned} \text{taxa}_t &= -0,0431 + 0,1205 \cdot \text{taxa}_{t-1} - 0,0719 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} - 0,1583 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\ \log(\text{concessao})_t &= -0,0033 - 0,0965 \cdot \text{taxa}_{t-1} - 0,5276 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} - 0,3285 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{2t} \\ \text{default}_t &= 0,0037 + 0,0240 \cdot \text{taxa}_{t-1} + 0,0693 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} - 0,3363 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{3t} \end{aligned} \quad (4.3)$$

4.1.9 Modelagem não consignado

Foi estimado um modelo VAR de ordem 2 com as variáveis endógenas taxa de juros, logaritmo da concessão de crédito e inadimplência. A escolha da ordem do modelo foi feita com base no critério AIC.

As principais conclusões do modelo foram:

- Estabilidade: as raízes do polinômio característico apresentaram módulos inferiores a 1, confirmando a estabilidade do sistema;
- Diagnóstico dos resíduos: não foram identificadas evidências de heterocedasticidade condicional. Há correlação moderada contemporânea entre os resíduos de taxa e logaritmo da concessão;
- Causalidade Granger: não foram encontradas relações de causalidade estatisticamente significativas entre as variáveis.

As equações finais são

$$\begin{aligned} \text{taxa}_t &= 1,5812 - 0,2948 \cdot \text{taxa}_{t-1} - 3,3998 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + 5,1762 \cdot \text{default}_{t-1} \\ &\quad - 0,6261 \cdot \text{taxa}_{t-2} - 6,4964 \cdot \log(\text{concessao})_{t-2} - 2,4377 \cdot \text{default}_{t-2} + \varepsilon_{1t} \\ \log(\text{concessao})_t &= 0,0587 - 0,0066 \cdot \text{taxa}_{t-1} - 1,0941 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + 0,1206 \cdot \text{default}_{t-1} \\ &\quad + 0,0067 \cdot \text{taxa}_{t-2} - 0,5025 \cdot \log(\text{concessao})_{t-2} - 0,0404 \cdot \text{default}_{t-2} + \varepsilon_{2t} \\ \text{default}_t &= -0,0401 + 0,0044 \cdot \text{taxa}_{t-1} - 0,0327 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + 0,4229 \cdot \text{default}_{t-1} \\ &\quad + 0,0011 \cdot \text{taxa}_{t-2} + 0,1493 \cdot \log(\text{concessao})_{t-2} + 0,1692 \cdot \text{default}_{t-2} + \varepsilon_{3t} \end{aligned} \quad (4.4)$$

4.2 Modelagem do RAROC

O RAROC é definido como a relação entre o retorno líquido e o capital econômico necessário para suportar as perdas inesperadas. As partes do numerador e do denominador podem ser determinadas, conforme Securato et al. (2012), como:

$$\text{RAROC} = \frac{(R - C) - O - EL + K}{\max(UL, 0,04 \cdot S)} \quad (4.5)$$

onde:

- R : Receita de juros
- C : Custo de captação
- O : Custos operacionais e impostos
- EL : Perda esperada
- UL : Perda inesperada
- K : Remuneração sobre o capital alocado
- S : Saldo da operação

A receita de juros é calculada com base em todos os fluxos de pagamento, descontado o principal, utilizando a taxa de juros mínima da operação. Já a despesa de juros é calculada com base na taxa de captação da unidade de negócio (FTP).

Otimização da taxa de juros

A taxa de juros necessária para atingir o $RAROC_{target}$ é alcançada pela minimização da diferença absoluta entre o $RAROC$ calculado pelo banco e o $target$:

$$\min_{taxa} |RAROC_{banco}(taxa) - RAROC_{target}| \quad (4.6)$$

O parâmetro $RAROC_{target}$ representa a taxa mínima de retorno ajustado ao risco requerida pela instituição, sendo composto pela soma do FTP, do $spread$ da perda esperada e do $spread$ de capital associado à perda inesperada, comparado ao ROE ajustado ao risco.

Passos da precificação

Em resumo, pode-se definir os passos da modelagem como a definição dos seguintes parâmetros necessários, idealmente obtidos no momento da concessão:

- Definir a PD, LGD, EAD e prazo em meses;
- Calcular o $Capital_{IRB}$ para determinar o capital econômico relativo à perda inesperada;
- Definir o $spread$ mínimo, tanto para a perda esperada (neutro ao risco) quanto para a perda inesperada (aversão ao risco);
- Definir o custo de captação FTP;
- Definir os parâmetros da operação como custos operacionais e impostos;
- Calcular o $RAROC_{banco}$;
- Comparar $RAROC_{banco}$ com $RAROC_{target}$ e armazenar a taxa de juros que aproxima a diferença de zero.

5 Resultados

A seguir, serão apresentados os principais resultados relativos aos estudos de resposta ao impulso, considerando os modelos econométricos desenvolvidos. Posteriormente, serão apresentados os resultados de uma operação de precificação comparados ao teto da taxa de juros no período de outubro de 2024, considerando os parâmetros discutidos nas seções anteriores.

5.1 Resposta ao impulso

O principal objetivo das análises de resposta ao choque na taxa de juros do produto é identificar o sentido da concessão de crédito, se aumenta, diminui ou é indiferente. É esperado que um aumento nas taxas de juros, ao encarecer o crédito, reduza o volume de concessão. A seguir, serão apresentadas as análises, resposta e testes de significância dos resultados dos choques.

Consignado INSS

A partir da função impulso-resposta obtida, foi possível identificar o resultado do choque na taxa de juros sobre o logaritmo da concessão de crédito, conforme a figura 19.

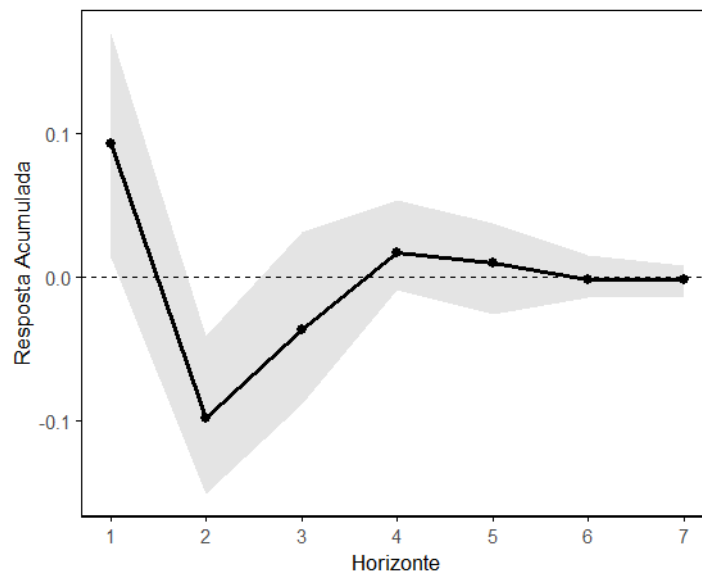


Figura 19 – Choque na taxa de juros: crédito consignado INSS.

Pode-se identificar que, no primeiro período após o choque na taxa de juros, há um aumento na concessão de crédito, o que pode indicar um efeito contrário ao que seria esperado. Após esse aumento inicial, a concessão de crédito diminui no segundo *lag* até se estabilizar a partir do quarto *lag*. Diferentemente do esperado, um aumento na taxa de juros do crédito consignado INSS gera um efeito inicial positivo na concessão, que pode estar associado à diferença entre o teto da taxa de juros e o preço mínimo do produto calculado pelos bancos. A tabela 1 apresenta os valores estimados da resposta, juntamente com os respectivos intervalos de confiança a 95%, usando a técnica apresentada em Lütkepohl (2000).

Tabela 1 – Resposta do $\log_concessao$ ao choque na variável $taxa$ - consignado INSS.

Horizonte	Resposta	IC Inferior	IC Superior
1	0,0922	0,0130	0,1694
2	-0,0981	-0,1509	-0,0411
3	-0,0369	-0,0889	0,0307
4	0,0170	-0,0088	0,0536
5	0,0096	-0,0260	0,0371
6	-0,0020	-0,0147	0,0151
7	-0,0024	-0,0146	0,0078

No primeiro período, observa-se um efeito positivo e estatisticamente significativo sobre a concessão de crédito em linha com a hipótese preliminar apresentada. No segundo período, a resposta se torna negativa e também estatisticamente significativa, sugerindo que o encarecimento do crédito tende a reduzir a concessão após um primeiro aumento. A partir do terceiro período, os intervalos de confiança passam a incluir o zero, o que indica que os efeitos se tornam estatisticamente não significativos, perdendo força ao longo do tempo.

Consignado privado

A partir da função impulso resposta obtida, foi possível identificar o resultado do choque na taxa de juros sobre o logaritmo da concessão de crédito, conforme a figura 20.

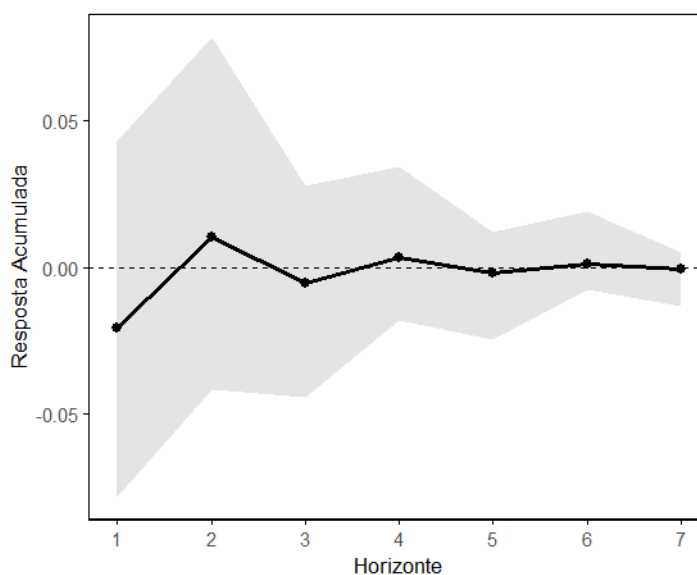


Figura 20 – Choque na taxa de juros: crédito consignado privado.

No primeiro período após o choque na taxa de juros do crédito consignado privado, há uma queda na concessão de crédito, refletindo a relação negativa esperada entre taxa de juros e a redução da contratação de crédito por conta do encarecimento. Após a queda inicial, ocorre um pico positivo no segundo período, sugerindo um ajuste do mercado, possivelmente devido à reestruturação da oferta ou decisões de políticas de crédito. Nos períodos seguintes, a concessão de crédito se estabiliza. Portanto, o aumento da taxa de juros do crédito consignado privado provoca uma redução na concessão de crédito, seguida por um aumento temporário e, posteriormente, estabilização. A tabela 2 apresenta os valores estimados da resposta, juntamente com os respectivos intervalos de confiança a 95%.

Tabela 2 – Resposta do *log_concessao* ao choque na variável *taxa* - consignado privado.

Horizonte	Resposta	IC Inferior	IC Superior
1	-0,0208	-0,0783	0,0431
2	0,0105	-0,0417	0,0785
3	-0,0053	-0,0441	0,0277
4	0,0035	-0,0180	0,0342
5	-0,0019	-0,0246	0,0119
6	0,0012	-0,0077	0,0192
7	-0,0007	-0,0131	0,0053

A resposta no primeiro período é negativa, porém o intervalo de confiança inclui o zero, o que indica ausência de significância estatística. Ao longo dos períodos seguintes, as respostas permanecem de baixa magnitude e os intervalos de confiança continuam abrangendo o valor nulo.

Consignado público

A partir da função impulso-resposta obtida, foi possível identificar o resultado do choque na taxa de juros sobre o logaritmo da concessão de crédito, conforme a figura 21.

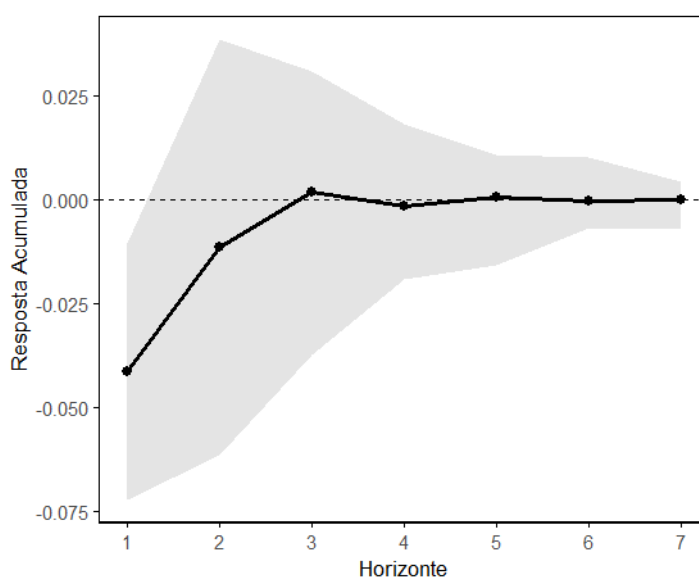


Figura 21 – Choque na taxa de juros: consignado público.

No primeiro período após o choque na taxa de juros do crédito consignado público, a concessão de crédito diminui, indicando uma resposta imediata à elevação dos juros. Nos períodos seguintes, a concessão de crédito tende a se estabilizar. Portanto, o aumento na taxa de juros do crédito consignado público provoca uma queda inicial na concessão, efeito que se dissipa ao longo do tempo. A tabela 3 apresenta os valores estimados da resposta, juntamente com os respectivos intervalos de confiança.

Tabela 3 – Resposta do *log_concessao* ao choque na variável *taxa* - consignado público.

Horizonte	Resposta	IC Inferior	IC Superior
1	-0,0412	-0,0722	-0,0105
2	-0,0113	-0,0615	0,0386
3	0,0019	-0,0375	0,0308
4	-0,0014	-0,0192	0,0182
5	0,0006	-0,0158	0,0107
6	-0,0002	-0,0068	0,0103
7	0,0001	-0,0070	0,0043

O primeiro período revela uma resposta negativa e estatisticamente significativa da concessão de crédito à elevação da taxa de juros. Como o intervalo de confiança não contém o zero, o efeito pode ser considerado relevante do ponto de vista estatístico. A partir do segundo período, os efeitos tornam-se estatisticamente não significativos, pois os respectivos intervalos de confiança passam a incluir o valor nulo, indicando a possível ausência de impacto persistente.

Não consignado PF

A partir da função impulso-resposta obtida, foi possível identificar o resultado do choque na taxa de juros sobre o logaritmo da concessão de crédito, conforme a figura 22.

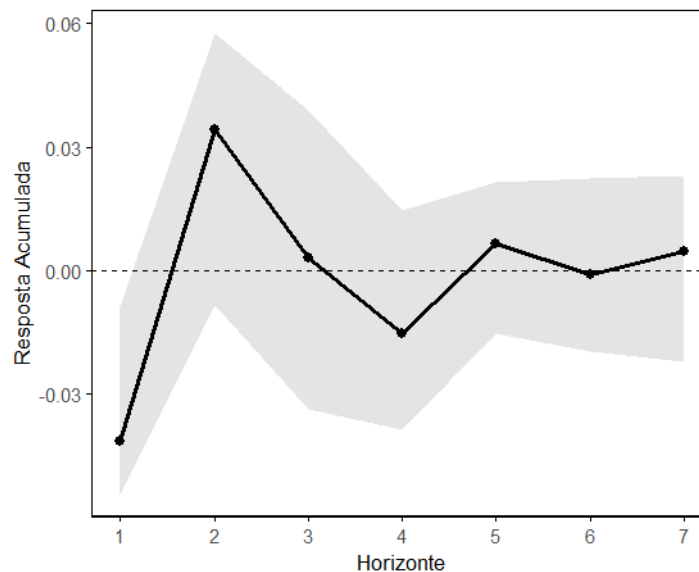


Figura 22 – Choque na taxa de juros: crédito não consignado.

Logo após o choque na taxa de juros, a concessão de crédito diminui, refletindo a relação negativa esperada entre taxa de juros e contratação, seguida de uma estabilização. A tabela 4 apresenta os valores estimados da resposta e os intervalos de confiança a 95%.

Tabela 4 – Resposta do $\log_concessao$ ao choque na variável $taxa$ - não consignado.

Horizonte	Resposta	IC Inferior	IC Superior
1	-0,0416	-0,0543	-0,0089
2	0,0342	-0,0084	0,0577
3	0,0029	-0,0339	0,0390
4	-0,0153	-0,0388	0,0146
5	0,0063	-0,0155	0,0214
6	-0,0011	-0,0197	0,0224
7	0,0047	-0,0222	0,0231

No primeiro período, observa-se uma resposta negativa e estatisticamente significativa da concessão de crédito à elevação da taxa de juros. Como o intervalo de confiança não contém o valor nulo, este resultado indica um efeito relevante no curto prazo. Nos períodos subsequentes, os efeitos estimados oscilam entre positivos e negativos, mas seus intervalos de confiança passam a incluir o valor nulo, sugerindo ausência de significância estatística.

A partir dos resultados, verificou-se que um choque na taxa de juros gera, em um primeiro momento, um aumento na concessão de empréstimos para o produto consignado INSS no primeiro *lag*. O teste de causalidade mostrou que a variável taxa de juros causa Granger a variável de concessão de crédito. Portanto, existem indícios de que o efeito pode ser causal, mas no sentido inverso ao esperado. Uma vez constatado esse comportamento, o primeiro aumento poderia ser considerado uma contradição, já que se espera que o encarecimento do crédito diminua a contratação do produto, com uma política de concessão mais restritiva.

Uma hipótese para essa contradição pode ser estabelecida caso seja considerada uma taxa mínima capaz de remunerar os custos da operação e do capital dos bancos, e que esteja acima do teto definido pelo poder público. Portanto, não existe necessariamente uma redução da demanda mas uma redução de oferta por um desajuste de preços. Essa hipótese é reforçada quando se compara o mesmo choque nos demais produtos, que indicam um sentido esperado de redução na concessão de crédito, não necessariamente relacionado à redução da demanda, mas ao encarecimento da oferta do produto pelos bancos.

Portanto, embora seja desejável uma redução nas taxas de juros, ela deve acompanhar variáveis necessárias na precificação, como o custo de captação dos depósitos, custos de comissão de venda, custos da operação relacionados à perda esperada e custos de capital econômico, atendendo aos requisitos de remuneração. Assim, conforme apresentado em Gomes et al. (2024), essa imposição de um teto na taxa de juros pode causar um efeito adverso para a população beneficiária, com aumento da restrição de crédito em linhas mais baratas e indução para linhas mais caras, como é o caso do cartão de crédito. Logo, é importante identificar um modelo adequado de precificação do produto, que poderia servir como base para a política pública de definição do teto da taxa de juros.

5.2 Precificação dos empréstimos

Foi feita uma simulação com dados de outubro de 2024 seguindo parâmetros de mercado e hipotéticos do banco. Em seguida, foram feitas análises de sensibilidade em relação à PD e também em relação ao LGD.

Parâmetros para simulação

A seguir, serão apresentados os parâmetros usados na precificação para comparar os resultados com o teto definido na data de outubro de 2024. Importante ressaltar que o processo de precificação é dinâmico e, portanto, os parâmetros devem ser obtidos no momento da concessão. Os parâmetros considerados foram:

- $DI_{atual} = 11,70\%$ como o custo de captação à vista;
- $DI_{futuro} = 12,99\%$ como o custo futuro de *funding*;
- $FTP = 128\%$ como o fator sobre o custo futuro de *funding*, segundo Matar e Assis (2024), de 541 a 720 dias (2 anos);
- $K_{banco} = 105\%$ como o fator sobre o FTP para remunerar o capital;
- Comissão de 6% para os correspondentes bancários e 1% sobre o valor do empréstimo como custos administrativos;
- Prazo = 24 meses;
- PD = 1,7% (inadimplência média da carteira em outubro/24);
- LGD = 75%;
- PIS/COFINS de 4,65% sobre o RGO e IR/CS de 40% sobre o LAIR;
- FPR de 50% para INSS, conforme Banco Central do Brasil (2016).

De acordo com esses parâmetros, a taxa de juros ajustada deveria ser de 2,43% a.m., superando em 0,77 pontos percentuais os 1,66% a.m. vigentes e regulados pelo poder público na data da simulação. As condições de mercado, como aumento da taxa Selic e uma expectativa de alta nas taxas futuras negociadas, geraram uma pressão maior sobre o custo do crédito, principalmente pelas altas taxas futuras negociadas. A seguir, serão feitas simulações variando os parâmetros de PD, deixando LGD fixo e de LGD, mantendo a PD fixa, para verificar como a taxa de juros varia em função da mudança no perfil de risco dos clientes.

Sensibilidade à PD

A variação da PD mostra a sensibilidade da taxa de juros, com valores entre 2,20% a.m. para uma PD próxima de 0,5% até 4,97% a.m. para uma PD próxima de 10%. Essa sensibilidade foi calculada considerando um LGD fixo de 75%. A figura 23 apresenta os resultados.

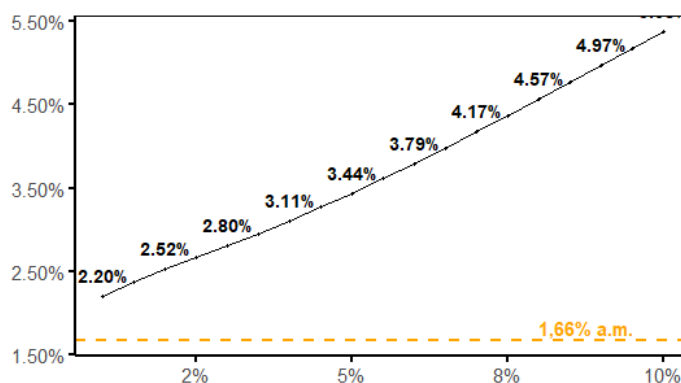


Figura 23 – Variação da taxa de juros em função da PD.

O modelo de precificação sugere que a taxa de 1,66% é insuficiente para iniciar um processo de concessão de crédito capaz de remunerar os custos e riscos envolvidos e, portanto, o comportamento observado da concessão de crédito para o produto consignado pode ser explicado, já que um choque positivo na taxa de juros aproxima as taxas mínimas ao novo teto de taxa.

Sensibilidade ao LGD

A variação do LGD mostra a sensibilidade da taxa de juros, com valores entre 1,78% a.m. para um valor próximo de 5% e 2,59% a.m. para um valor próximo de 100%. Essa sensibilidade foi calculada considerando-se uma PD de 1,7%. A figura 24 apresenta os resultados.

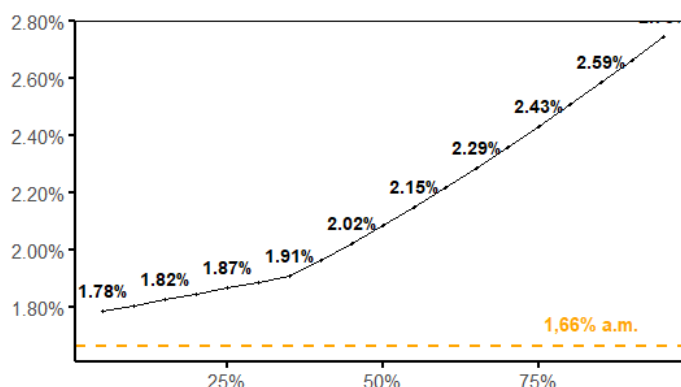


Figura 24 – Variação da taxa de juros em função do LGD.

Da mesma forma que na análise da PD, a sensibilidade ao LGD sugere que a taxa de 1,66% a.m. é insuficiente para iniciar um processo de concessão de crédito. A taxa mais próxima à proposta pelo teto ficou em 1,78% a.m. para um LGD de 5%, o que representa uma perda dado o default bem abaixo do considerado segundo a abordagem IRB básica para operações sem garantia. Outro ponto importante é que a precificação com base na taxa Selic não considera a taxa efetiva dos custos de captação dos empréstimos, já que a intermediação financeira deve equilibrar ativos e passivos pelo prazo esperado das operações, de forma que o *spread* possa ser mantido pelo *hedge* das exposições na taxa passiva. Adicionalmente, é importante considerar as particularidades de risco do cliente e dos produtos, representados pela PD e LGD. Os custos, impostos e retorno do acionista também devem ser considerados, além do custo relativo ao capital da operação e do custo da perda esperada.

Portanto, considerar os parâmetros de risco e custos da operação resulta em precificação acima das taxas impostas pelo poder público, inviabilizando a concessão de crédito e justificando o sentido observado na análise econométrica que mostrou evidências de que um choque positivo na taxa para o produto aumenta a concessão de crédito. Importante destacar que a demanda por crédito se mantém e, como as demais linhas de crédito são mais caras, ocorre uma espécie de seleção adversa imposta pela distorção gerada na definição exógena do teto da taxa, levando a população beneficiária a se endividar mais, justamente o efeito oposto ao esperado.

6 Conclusões

Esse trabalho procurou analisar o mercado do produto consignado INSS, apontar suas deficiências e, nesse sentido, propor alternativas para reduzir essas deficiências. O estudo apresentou análises econométricas e de modelagem de preços que reforçam o argumento dos bancos, uma vez que um choque na taxa de juros do produto consignado INSS aumentou a concessão no curto prazo, indo no sentido contrário do observado em outros produtos do varejo. Adicionalmente, a precificação do produto para uma operação típica em outubro de 2024 teve sua taxa mínima calculada maior que o teto apresentado pelo MPS em vários cenários de PD e LGD. Importante salientar que o modelo proposto deve ser calibrado com os dados internos do banco originador da operação de crédito a partir das informações obtidas no momento da concessão. A partir dessas análises, foi proposto um modelo de precificação para determinar a taxa de juros mínima requerida do produto. Os resultados mostraram que a taxa mínima fica acima do teto da taxa de juros praticada no produto, reduzindo o apetite dos bancos na oferta. Portanto, uma política adequada de precificação poderia ampliar a concessão, induzindo a população beneficiária que busca crédito para contratação de operações com taxas menores. Além da parte técnica da precificação, pode-se concluir também que o produto é uma saída benéfica tanto para os bancos quanto para os beneficiários por conta das suas taxas menores em relação à outros produtos, sendo necessário aprimorar a formalização da contratação e criar mecanismos para reduzir fraudes.

Uma das principais limitações do modelo VAR apresentado é a quantidade pequena de dados disponíveis. A estimação desses modelos requer amostras com número razoável de observações para garantir adequação estatística. No presente estudo, o número de observações disponível impõe algumas limitações metodológicas relevantes e discutidas na literatura. Em primeiro lugar, embora a estimação de parâmetros seja assintoticamente consistente, em amostras pequenas a precisão das estimativas pode ser comprometida. Como destacado por Lütkepohl (2005), o fato de a média poder ser estimada separadamente ou conjuntamente com os coeficientes VAR é irrelevante assintoticamente. Entretanto, em amostras pequenas, a escolha do estimador pode impactar os resultados. Adicionalmente, os testes de hipótese utilizados para avaliação de autocorrelação dos resíduos e de autocorrelação geral tendem a apresentar viés conservador em pequenas amostras, rejeitando a hipótese nula com frequência inferior ao esperado. Ainda segundo Lütkepohl (2005), em amostras pequenas, as variâncias dos coeficientes de autocorrelação residuais podem ser significativamente pequenas, tornando os testes menos sensíveis a desvios da hipótese nula. Por consequência, problemas de autocorrelação residual podem não ser detectados mesmo quando presentes. A escolha do número de defasagens também apresenta desafios adicionais. Embora critérios como o AIC apresentem propriedades favoráveis em amostras pequenas, permitindo em muitos casos melhor capacidade preditiva, esses mesmos critérios podem subestimar ou superestimar a ordem verdadeira do modelo, especialmente em séries com forte dependência temporal. Outra limitação relevante refere-se à inclusão, nas séries de concessão analisadas, de contratações não reconhecidas, possivelmente decorrentes de fraudes ou práticas inadequadas, que não foram excluídas do conjunto de dados consultado. Adicionalmente, sugere-se testar outras variáveis que possam compor o modelo VAR, especialmente aquelas que forneçam informações sobre o efeito no poder de compra dos beneficiários a partir do aumento de inflação.

Já no modelo de precificação, as principais limitações estão relacionadas às informações usadas no modelo em relação à medidas de risco do cliente, aos custos da operação e aos custos de capital. Recomenda-se também comparar os resultados do modelo proposto com a abordagem apresentada em Tilloca (2015), que está alinhada ao arcabouço IFRS 13 de precificação a valor justo de instrumentos

financeiros. Recomenda-se incluir também efeitos de pré-pagamento e de portabilidade na precificação do produto. O pré-pagamento reduz o resultado esperado da operação já que o valor final do *spread* pode não ser suficiente para remunerar o capital. Já a portabilidade, pode trazer efeitos de redução de custo de originação sobre a comissão paga ao correspondente bancário, o que também impacta na precificação do produto. Portanto, adicionar esse efeito pode ajudar a precificar melhor não só contratos novos mas também contratos originados por portabilidade de outras instituições.

Referências

- Banco Central do Brasil. *Circular nº 3.809, de 25 de agosto de 2016 — Dispõe sobre os critérios para classificação das exposições na categoria varejo para fins de apuração de requerimento de capital para cobertura do risco de crédito*. 2016. <<https://www.bcb.gov.br/htms/normativ/Circular3809.pdf>>. Acesso em: abr/2025.
- Banco Central do Brasil. *Resolução CMN nº 4935, de 28 de setembro de 2022*. 2022. <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?tipo=Resolu%C3%A7%C3%A3o%20CMN&numero=4935>>. Acesso em: abr/2025.
- Banco Central do Brasil. *Resolução BCB Nº 303, de 16 de março de 2023 — Dispõe sobre os critérios de segmentação para fins de aplicação proporcional da regulamentação prudencial*. 2023. <<https://www.bcb.gov.br/content/estabilidadefinanceira/especialnor/Resolu%C3%A7%C3%A3o303.pdf>>. Capítulo VI: Categoria “Varejo”. Acesso em: dez/2024.
- Banco Central do Brasil. *Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS)*. 2024. <<https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries>>. Acesso em: dez/2024.
- Banco Central do Brasil. *Cadastro de Correspondentes Bancários - UNICAD*. 2025. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/unicad>>.
- Banco Central do Brasil. *Estatísticas Monetárias e de Crédito – Janeiro de 2025*. [S.l.], 2025. Nota para a Imprensa – 27.1.2025. Errata publicada em 28 de janeiro de 2025, Acesso em: abr/2025. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/content/estatisticas/hist_estatisticasmonetariascredito/202501_Texto_de_estatisticas_monetarias_e_de_credito.pdf>.
- BARCELOS, B. M.; FILOMENA, T. P.; HORTA, E. Imunização de carteira de crédito: Otimização com restrições de liquidez e número de contratos de di futuros. *Brazilian Review of Finance*, v. 22, n. 3, p. 15–43, 2024. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/ojs/index.php/rbfin/article/view/12345>>.
- BERNARDELLI, L. V. O impacto da resolução n. 3.954/2011 nas concessões de crédito consignado: uma análise para os anos de 2011 a 2017. *Revista de Economia Mackenzie*, v. 15, n. 1, p. 94–113, 2018. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.23925/1678-6971.2018v15i1p94-113>>.
- BONFIM, D.; FARINHA, L.; QUEIRÓ, L. *Heterogeneity in Loan Pricing: The Role of Bank Capital*. [S.l.], 2021. Disponível em: <<https://www.bportugal.pt>>. Acesso em: fev/2025.
- BURATTO, M. R. *Determinação do preço de crédito através do risco*. Dissertação (Dissertação (Mestrado Profissional em Administração)) — Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2004.
- CAMBA-MÉNDEZ, G.; MONGELLI, F. P. *Risk Aversion and Bank Loan Pricing*. [S.l.], 2021. Disponível em: <<https://www.ecb.europa.eu>>. Acesso em: fev/2025.
- CHRISTOFFERSEN, P. F.; DIEBOLD, F. X. *Cointegration and Long-Horizon Forecasting*. Philadelphia, PA, 1997. Originally written in June 1996 / Acesso em: mar/2025. Disponível em: <<https://www.philadelphiafed.org/-/media/frbp/assets/working-papers/1997/wp97-14.pdf>>.
- CHIOPEK, P. S. Raroc as a credit risk approach. *Nauki o Finansach / Financial Sciences*, Wrocław University of Economics, v. 3, n. 16, p. 64–76, 2013. Acesso em: mar/2025. Disponível em: <<https://www.ue.wroc.pl>>.
- Congreso de los Estados Unidos Mexicanos. *Ley del Seguro Social: Condiciones generales del crédito y costo anual total (cat) para pensionados*. 2024. Artigo 118. Última reforma publicada no Diário Oficial de la Federación em 07-06-2024. Disponível em: <<https://www.dof.gob.mx/>>.

- Conselho Nacional de Previdência Social. *Atas das Reuniões do Conselho Nacional de Previdência Social (CNPES)*. 2024. gov.br. Disponível em: <<https://www.gov.br/previdencia/pt-br/aceso-a-informacao/participacao-social/conselhos-e-orgaos-colegiados/conselho-nacional-de-previdencia-social/reunioes/atas>>. Acesso em: abr/2025.
- CORREA, W. *ShinyRAROC: Simulador de precificação e risco para crédito consignado INSS*. 2025. <<https://walter-cn.shinyapps.io/shinyraroc/>>. Aplicativo Shiny publicado online. Acesso em: abr/2025.
- ENGELMANN, B.; PHAM, H. Measuring the performance of bank loans under basel ii/iii and ifrs 9/cecl. *Risks*, v. 8, n. 3, p. 93, 2020. Acesso em: mar/2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/risks8030093>>.
- ENGELMANN, B.; PHAM, H. A raroc valuation scheme for loans and its application in loan origination. *Risks*, v. 8, n. 2, p. 63, 2020. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/risks8020063>>.
- ENGLE, R. F.; YOO, B. S. Forecasting and testing in cointegrated systems. *Journal of Econometrics*, v. 35, p. 143–159, 1987.
- FARIN, T. Pricing loans properly: Evaluating how your bank's loans are priced relative to risks and costs. *Independent Banker*, July, p. 80–84, 2013. Accessed May 2025. Disponível em: <<https://www.independentbanker.org>>.
- FERREIRA, P. G. C. et al. *Análise de Séries Temporais em R: curso introdutório*. 1. ed. São Paulo: GEN Atlas, 2017. ISBN 978-8535290875.
- GOMES, R. d. S. et al. O ambiente socioeconômico influencia o uso de crédito consignado? *Redeca*, v. 11, p. e66978, 2024. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.23925/2446-9513.2024v11id66978>>.
- GORDY, M. B. A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules. *Journal of Financial Intermediation*, v. 12, n. 3, p. 199–232, 2003.
- HOFFMAN, D. L.; RASCHE, R. H. Assessing forecast performance in a cointegrated system. *Journal of Applied Econometrics*, v. 11, p. 495–517, 1996.
- IDEC - Instituto Brasileiro de Defesa do Consumidor. *Os impactos do crédito consignado no endividamento de aposentados do INSS*. 2021. <<https://guiadosbancosresponsaveis.org.br/media/y0xoevfx/os-impactos-do-cre-dito-consignado-no-endividamento-de-aposentados-do-inss.pdf>>. Acesso em: abr/2025.
- LAMBERTINI, L.; MUKHERJEE, A. Stress tests and loan pricing—evidence from syndicated loans. *Finance Research Letters*, v. 46, p. 102349, 2022. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.fl.2021.102349>>.
- LIU, C. et al. A new pricing approach for sme loans issued by commercial banks based on credit score mapping and archimedean copula simulation. *Journal of Business Economics and Management*, v. 20, n. 4, p. 618–632, 2019. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.3846/jbem.2019.9854>>.
- LÜTKEPOHL, H. *Bootstrapping Impulse Responses in VAR Analyses*. [S.l.], 2000. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://hdl.handle.net/10419/62269>>.
- LütKEPOHL, H. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin Heidelberg New York: Springer, 2005. ISBN 3-540-40172-5.
- MATAR, W. L.; ASSIS, J. d. S. *Gestão das Finanças e Riscos em Instituições Financeiras*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2024.
- MATEUS, M.; PINHEIRO, T. *Bank Pricing of Corporate Loans*. [S.l.], 2021. Disponível em: <<https://www.bportugal.pt>>. Acesso em: fev/2025.
- MEDEIROS, A. P. d.; OLIVEIRA, G. X. d.; FILHO, R. B. Crédito consignado: segmentos e efeitos econômicos. *RACE – Revista de Administração, Contabilidade e Economia*, v. 17, n. 2, p. 783–810, 2018. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<http://editora.unoesc.edu.br/index.php/race/article/view/16604>>.
- MISRA, A. K.; RAHMAN, M. R.; TIWARI, A. K. A risk-neutral approach to the raroc method of loan pricing using account-level data. *The Journal of Risk Finance*, v. 24, n. 2, p. 212–225, 2023. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.1108/JRF-09-2022-0240>>.

- MÜLLER, C.; JUELSRUD, R. E.; ANDERSEN, H. *Risk-based Pricing in Competitive Lending Markets*. [S.l.], 2024. Disponível em: <<https://www.bis.org>>. Acesso em: fev/2025.
- RESTI, A.; SIRONI, A. *Risk Management and Shareholders' Value in Banking: From Risk Measurement Models to Capital Allocation Policies*. Chichester, West Sussex: John Wiley & Sons, 2007. ISBN 978-0-470-02978-7.
- SCHUH, A. B.; CORONEL, D. A.; FILHO, R. B. Payroll loans and its relationship with the aggregate economic activity (2004–2014). *Revista de Administração Mackenzie (Mackenzie Management Review)*, v. 18, n. 1, p. 148–173, 2017. Acesso em: abr/2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/1678-69712017/administracao.v18n1p148-173>>.
- SECURATO, J. R. et al. *Crédito: Análise e Avaliação do Risco – Pessoas Físicas e Jurídicas*. 2. ed. São Paulo: Editora Saint Paul, 2012. ISBN 978-85-8004-035-7.
- SIMS, C. A.; STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Inference in linear time series models with some unit roots. *Econometrica*, v. 58, n. 1, p. 113–144, 1990.
- TAYLOR, M.; ZHAO, L.; SMITH, J. Loan pricing in peer-to-peer lending. *Journal of Risk and Financial Management*, v. 17, n. 331, 2024. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/journal/jrfm>>. Acesso em: fev/2025.
- THOMAS, G. The role and significance of funds transfer pricing in rarc models. *Journal of Performance Management*, v. 26, n. 3, p. 25–40, 2013. Group Audit Manager, Fifth Third Bank. Disponível em: <<https://www.afponline.org/publications-data-tools>>.
- TILLOCA, D. *Advanced Pricing of Loans Using the Risk-Neutral Approach*. Germany: LAP LAMBERT Academic Publishing, 2015. 108 p. ISBN 978-3-659-71393-4.
- TOLEDO, R. P. P. d. *Mercado Brasileiro de Non-Performing Loans (NPL): Uma abordagem teórica e prática na precificação de ativos*. Dissertação (Dissertação (Mestrado em Economia)) — Escola de Economia de São Paulo, Fundação Getulio Vargas, São Paulo, 2013.
- Tribunal Regional Federal da 1ª Região. *Contrato de empréstimo consignado não se extingue com a morte do tomador do empréstimo*. 2025. Acesso em: dez/2024. Disponível em: <<https://www.trf1.jus.br/trf1/noticias/contrato-de-emprestimo-consignado-nao-se-extingue-com-a-morte-do-tomador-do-emprestimo->>>.

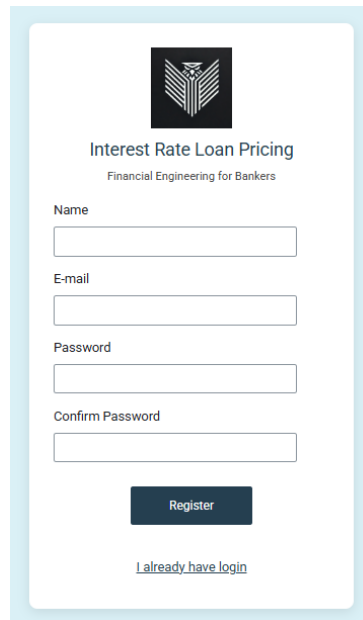
Apêndices

APÊNDICE A – Aplicativo de Precificação

Para materializar a modelagem da precificação das operações de crédito do produto Consignado INSS, foi proposto um aplicativo que carrega o modelo de otimização, os parâmetros estimados de risco do cliente, custos de captação, custos da operação, comissão do correspondente, taxas e impostos, além dos dados da operação como valor financiado e prazo. A partir dos dados, é calculada a taxa de juros mínima ajustada ao risco da operação.

Cadastro e Parametrização

Após acessar o link do aplicativo (CORREA, 2025), é necessário fazer o primeiro cadastro com o nome, *e-mail* e senha, conforme a figura 25:



A tela de cadastro do aplicativo Interest Rate Loan Pricing, com o subtítulo 'Financial Engineering for Bankers'. O formulário contém campos para 'Name', 'E-mail', 'Password' e 'Confirm Password', além de um botão 'Register' e um link 'I already have login'.

Figura 25 – Tela para o primeiro cadastro.

A partir do primeiro acesso, o aplicativo fica disponível a qualquer momento para o usuário. Depois de feito o cadastro, chega-se à tela de parametrização onde as configurações da concessão de crédito são carregadas, conforme a figura 26:

Figura 26 – Tela de parametrização da simulação de precificação.

O objetivo é que as organizações que precificam a operação possam ter uma ferramenta acessível e intuitiva que determine a taxa de juros mínima requerida para a operação de crédito no momento da concessão.

Download dos Resultados

É possível também fazer o *download* da simulação conforme a tabela abaixo:

Tabela 5 – Parâmetros de simulação para cálculo da taxa mínima.

Parâmetro	Valor
ID Client	111.111.111-11
Simulation Date	23/04/2025
Loan Amount (EAD)	R\$ 5.000,00
Term (months)	24
PD	1,70%
LGD	75,00%
Funding Rate - Duration (% a.a.)	12,99
Funding Rate - Today (% a.a.)	11,7
Funding Transfer Price Factor (%)	128
Cost of Capital Factor (%)	105
PIS/COFINS Tax (%)	4,65
Commission Fee (%)	6,00
Admin Costs (%)	1,00
IR + CS Tax (%)	40,00
Risk Weight (FPR)	50,00
Funding Cost (%)	16,63
Spread EL (%)	5,91
Spread UL (%)	0,39
Min Interest Rate (% a.a.)	33,43
Min Interest Rate (% a.m.)	2,43

APÊNDICE B – Modelagem VAR

Especificação do Modelo - Consignado INSS

O modelo vetorial autorregressivo (VAR) foi estimado com três variáveis endógenas:

- *taxa* — Taxa de juros do crédito consignado INSS;
- *log_concessao* — Logaritmo natural da concessão de crédito consignado INSS;
- *default* — Índice de inadimplência do crédito consignado INSS.

Como variável exógena, foi incluído o seguinte regressor:

- *Politica* — Indicador binário (0 sem interferência e 1 com interferência) representando a presença da política pública de intervenção no teto da taxa de juros.

A seleção do número ótimo de defasagens foi realizada com base no Critério de Informação de Akaike (AIC), resultando em um modelo VAR(1).

Estimação dos Coeficientes

Amostra: 22 observações

Log-verossimilhança: 28,68

Equação 1: taxa

Tabela 6 – Equação da variável *taxa* - consignado INSS

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
<i>taxa.l1</i>	0,0531	0,2035	0,261	0,7972
<i>log_concessao.l1</i>	0,6549	0,3499	1,872	0,0786
<i>default.l1</i>	0,2302	0,7351	0,313	0,7580
const	-0,1866	0,1159	-1,610	0,1257
<i>Politica</i>	-0,1625	0,1450	-1,121	0,2780

Equação 2: *log_concessao*

Tabela 7 – Equação da variável *log_concessao* - consignado INSS

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
<i>taxa.l1</i>	-0,3268	0,1190	-2,746	0,0138*
<i>log_concessao.l1</i>	0,1370	0,2047	0,670	0,5121
<i>default.l1</i>	0,2989	0,4300	0,695	0,4963
const	-0,1167	0,0678	-1,721	0,1034
<i>Politica</i>	0,0567	0,0848	0,669	0,5128

Equação 3: default

Tabela 8 – Equação da variável *default* - consignado INSS

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
taxa.l1	0,0392	0,0592	0,662	0,5167
log_concessao.l1	-0,0946	0,1017	-0,929	0,3657
default.l1	-0,4572	0,2137	-2,139	0,0472*
const	-0,0083	0,0337	-0,247	0,8076
Politica	-0,0076	0,0421	-0,180	0,8592

Diagnóstico do Modelo

Correlação entre Resíduos

A matriz de correlação dos resíduos permite avaliar possíveis dependências contemporâneas entre as equações do sistema:

Tabela 9 – Matriz de correlação dos resíduos - consignado INSS

	taxa	log_concessao	default
taxa	1,00000	0,46988	-0,03703
log_concessao	0,46988	1,00000	0,02698
default	-0,03703	0,02698	1,00000

Observa-se correlação moderada entre os resíduos de *taxa* e *log_concessao*, o que pode sugerir certa interdependência contemporânea. As demais correlações estão próximas de zero.

Teste de Heterocedasticidade (ARCH)

A presença de heterocedasticidade condicional nos resíduos foi avaliada por meio do teste ARCH, conforme os resultados a seguir:

Estatística χ^2 : 102

Graus de liberdade: 180

p-valor: 1,00

Nota-se pelo *p*-valor ausência de evidências de heterocedasticidade condicional. Assim, pode-se concluir que os resíduos do modelo apresentam variância constante ao longo do tempo, o que favorece a adequação estatística do VAR.

Estabilidade do Modelo

A estabilidade do sistema foi verificada por meio das raízes do polinômio característico. A Tabela 10 apresenta os valores estimados:

Tabela 10 – Raízes do polinômio característico - consignado INSS

Ordem	Raiz Estimada	Estabilidade
1	0,4595	Satisfeita
2	0,4595	Satisfeita
3	0,4080	Satisfeita

Todas as raízes possuem módulo inferior a 1, ou seja, estão dentro do círculo unitário. Portanto, o sistema é considerado estável.

Causalidade Granger

A Tabela 11 apresenta os testes de causalidade Granger para cada variável em relação às demais:

Tabela 11 – Teste de causalidade Granger - consignado INSS

Hipótese	Estatística F	p -valor	Resultado
<code>taxa</code> → demais	4,04	0,023	Causa Granger
<code>log_concessao</code> → demais	2,12	0,130	Não causa
<code>default</code> → demais	0,24	0,786	Não causa

Apenas a variável `taxa` demonstrou influência estatisticamente significativa sobre as demais, segundo o teste Granger.

Equações do Sistema VAR(1)

$$\begin{aligned}
 taxa_t &= \alpha_1 + \beta_1 \cdot taxa_{t-1} + \beta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \beta_3 \cdot default_{t-1} \\
 &\quad + \gamma \cdot Política + \varepsilon_{1t} \\
 \log(\text{concessao})_t &= \alpha_2 + \theta_1 \cdot taxa_{t-1} + \theta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \theta_3 \cdot default_{t-1} \\
 &\quad + \gamma \cdot Política + \varepsilon_{2t} \\
 default_t &= \alpha_3 + \delta_1 \cdot taxa_{t-1} + \delta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \delta_3 \cdot default_{t-1} \\
 &\quad + \gamma \cdot Política + \varepsilon_{3t}
 \end{aligned} \tag{B.1}$$

Especificação do Modelo - Consignado Privado

Foi estimado um modelo vetorial autorregressivo (VAR) para o crédito consignado privado, com as seguintes variáveis endógenas:

- `taxa` — Taxa de juros do crédito consignado privado;
- `log_concessao` — Logaritmo natural da concessão de crédito consignado privado;
- `default` — Índice de inadimplência do crédito consignado privado.

A seleção da defasagem foi realizada com base no critério AIC, resultando na especificação de um modelo VAR(1).

Estimação dos Coeficientes

Amostra: 22 observações

Log-verossimilhança: 9,885

Equação 1: taxa

Tabela 12 – Equação da variável *taxa* - consignado privado

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
taxa.l1	0,1905	0,2361	0,807	0,430
log_concessao.l1	0,6568	0,6819	0,963	0,348
default.l1	-0,2074	0,3165	-0,655	0,521
const	0,0130	0,0964	0,135	0,894

Equação 2: log_concessao

Tabela 13 – Equação da variável *log_concessao* - consignado privado

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
taxa.l1	-0,0060	0,0649	-0,092	0,9276
log_concessao.l1	-0,5766	0,1873	-3,078	0,0065**
default.l1	-0,0200	0,0869	-0,230	0,8206
const	0,0085	0,0265	0,323	0,7506

Equação 3: default

Tabela 14 – Equação da variável *default* - consignado privado

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
taxa.l1	-0,1420	0,1732	-0,820	0,423
log_concessao.l1	-0,5425	0,5002	-1,085	0,292
default.l1	0,2395	0,2321	1,032	0,316
const	0,0945	0,0707	1,337	0,198

Diagnóstico do Modelo

Correlação entre Resíduos

A matriz de correlação dos resíduos indica a presença (ou ausência) de choques contemporâneos entre as equações do sistema:

Tabela 15 – Matriz de correlação dos resíduos - consignado privado

	taxa	log_concessao	default
taxa	1,0000	-0,1902	-0,1472
log_concessao	-0,1902	1,0000	-0,0504
default	-0,1472	-0,0504	1,0000

As correlações observadas são todas de baixo valor, sugerindo que os resíduos das variáveis não estão correlacionados de forma significativa e contemporânea, o que corrobora a hipótese de independência entre choques.

Heterocedasticidade Condicional

A presença de heterocedasticidade condicional foi verificada com o teste ARCH:

Estatística χ^2 : 102

Graus de liberdade: 180

***p*-valor:** 1,00

Como o *p*-valor ($> 0,05$), não há evidência estatística de heterocedasticidade condicional nos resíduos. Dessa forma, considera-se que o modelo apresenta variância constante ao longo do tempo, característica desejável para a estimação.

Estabilidade do Modelo

A Tabela 16 apresenta as raízes do polinômio característico associadas ao modelo VAR(1):

Tabela 16 – Raízes do polinômio característico — consignado privado

Ordem	Raiz Estimada	Estabilidade
1	0,5832	Satisfeita
2	0,3965	Satisfeita
3	0,0401	Satisfeita

Como todas as raízes estão dentro do círculo unitário (módulo < 1), conclui-se que o modelo é estável.

Causalidade Granger

O teste de causalidade Granger foi aplicado para investigar se alguma variável causa as demais:

Tabela 17 – Teste de causalidade Granger — consignado privado

Hipótese	Estatística <i>F</i>	<i>p</i> -valor	Resultado
taxa \rightarrow demais	0,35	0,710	Não causa
log_concessao \rightarrow demais	0,92	0,406	Não causa
default \rightarrow demais	0,28	0,757	Não causa

Nenhuma das variáveis apresentou significância estatística no teste.

Equações Estruturais do VAR(1)

$$\begin{aligned}
 taxa_t &= \alpha_1 + \beta_1 \cdot taxa_{t-1} + \beta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \beta_3 \cdot default_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\
 \log(\text{concessao})_t &= \alpha_2 + \theta_1 \cdot taxa_{t-1} + \theta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \theta_3 \cdot default_{t-1} + \varepsilon_{2t} \\
 default_t &= \alpha_3 + \delta_1 \cdot taxa_{t-1} + \delta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \delta_3 \cdot default_{t-1} + \varepsilon_{3t}
 \end{aligned} \tag{B.2}$$

Especificação do Modelo - Consignado Público

Foi estimado um modelo vetorial autorregressivo (VAR) para o crédito consignado do setor público, utilizando as seguintes variáveis endógenas:

- *taxa* — Taxa de juros do crédito consignado do setor público;
- *log_concessao* — Logaritmo natural da concessão de crédito consignado do setor público;
- *default* — Índice de inadimplência do crédito consignado do setor público.

A seleção da defasagem foi baseada no critério AIC, resultando em um modelo VAR(1).

Estimação dos Coeficientes

Amostra: 22 observações

Log-verossimilhança: 49,004

Equação 1: taxa

Tabela 18 – Equação da variável *taxa* - consignado público

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
<i>taxa.11</i>	0,1205	0,2452	0,491	0,629
<i>log_concessao.11</i>	-0,0719	0,5024	-0,143	0,888
<i>default.11</i>	-0,1583	0,9377	-0,169	0,868
<i>const</i>	-0,0431	0,0677	-0,637	0,532

Equação 2: *log_concessao*

Tabela 19 – Equação da variável *log_concessao* - consignado público

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
<i>taxa.11</i>	-0,0965	0,0811	-1,190	0,249
<i>log_concessao.11</i>	-0,5276	0,1661	-3,176	0,0052**
<i>default.11</i>	-0,3285	0,3100	-1,060	0,303
<i>const</i>	-0,0033	0,0224	-0,145	0,886

Equação 3: *default*

Tabela 20 – Equação da variável *default* - consignado público

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
<i>taxa.11</i>	0,0240	0,0573	0,419	0,680
<i>log_concessao.11</i>	0,0693	0,1174	0,590	0,562
<i>default.11</i>	-0,3363	0,2191	-1,535	0,142
<i>const</i>	0,0037	0,0158	0,233	0,818

Diagnóstico do Modelo

Correlação entre Resíduos

Tabela 21 – Matriz de correlação dos resíduos - consignado público

	taxa	log_concessao	default
taxa	1,0000	-0,4038	0,1384
log_concessao	-0,4038	1,0000	-0,0840
default	0,1384	-0,0840	1,0000

As correlações entre **taxa** e **log_concessao** são significativas, indicando uma possível relação contemporânea na modelagem. As demais são relativamente baixas.

Heterocedasticidade Condicional

O teste ARCH foi aplicado para avaliar a presença de heterocedasticidade nos resíduos:

Estatística χ^2 : 102

Graus de liberdade: 180

***p*-valor:** 1,00

Pela estatística *p*-valor não há evidência de heterocedasticidade condicional. Assim, pode-se afirmar que os resíduos apresentam variância constante ao longo do tempo.

Estabilidade do Sistema VAR

As raízes do polinômio característico são utilizadas para avaliar a estabilidade do sistema VAR. A Tabela 22 apresenta os valores estimados:

Tabela 22 – Raízes do polinômio característico — consignado público

Ordem	Raiz Estimada	Estabilidade
1	0,4519	Satisfeita
2	0,4519	Satisfeita
3	0,1276	Satisfeita

Todas as raízes possuem módulo inferior a 1, o que confirma a estabilidade do modelo.

Causalidade Granger

O teste de causalidade Granger foi conduzido para avaliar se alguma variável causa as demais:

Tabela 23 – Teste de causalidade Granger — consignado público

Hipótese	Estatística <i>F</i>	<i>p</i>-valor	Resultado
taxa → demais	0,76	0,473	Não causa
log_concessao → demais	0,20	0,819	Não causa
default → demais	0,77	0,466	Não causa

Os resultados indicam que nenhuma das variáveis endógenas causa Granger as demais de forma estatisticamente significativa.

Equações Estruturais do VAR(1)

$$\begin{aligned} taxa_t &= \alpha_1 + \beta_1 \cdot taxa_{t-1} + \beta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\ \log(\text{concessao})_t &= \alpha_2 + \theta_1 \cdot taxa_{t-1} + \theta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \theta_3 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{2t} \\ \text{default}_t &= \alpha_3 + \delta_1 \cdot taxa_{t-1} + \delta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \delta_3 \cdot \text{default}_{t-1} + \varepsilon_{3t} \end{aligned} \quad (\text{B.3})$$

Especificação do Modelo - Não Consignado PF

Foi estimado um modelo vetorial autorregressivo (VAR) para o crédito não consignado, com as seguintes variáveis endógenas:

- **taxa** — Taxa de juros do crédito não consignado PF;
- **log_concessao** — Logaritmo natural da concessão de crédito não consignado PF;
- **default** — Índice de inadimplência do crédito não consignado PF.

A seleção do número ótimo de defasagens foi realizada com base no critério AIC, resultando em um modelo VAR(2).

Estimação dos Coeficientes

Amostra: 21 observações

Log-verossimilhança: 14,997

Equação 1: taxa

Tabela 24 – Equação da variável *taxa* - não consignado

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
taxa.11	-0,2948	0,2300	-1,282	0,2206
log_concessao.11	-3,3998	6,1503	-0,553	0,5891
default.11	5,1762	4,5953	1,126	0,2789
taxa.12	-0,6261	0,2268	-2,761	0,0153*
log_concessao.12	-6,4964	6,2690	-1,036	0,3176
default.12	-2,4377	4,4621	-0,546	0,5934
const	1,5812	0,7760	2,038	0,0610

Equação 2: log_concessao

Tabela 25 – Equação da variável *log_concessao* - não consignado

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
taxa.11	-0,0066	0,0066	-0,997	0,3359
log_concessao.11	-1,0941	0,1777	-6,157	0,00002***
default.11	0,1206	0,1328	0,908	0,3792
taxa.12	0,0067	0,0066	1,022	0,3242
log_concessao.12	-0,5025	0,1811	-2,774	0,0149*
default.12	-0,0404	0,1289	-0,314	0,7584
const	0,0587	0,0224	2,616	0,0203*

Equação 3: default

Tabela 26 – Equação da variável *default* - não consignado

Variável	Coef.	Erro Padrão	t-valor	p-valor
taxa.11	0,0044	0,0128	0,345	0,735
log_concessao.11	-0,0327	0,3434	-0,095	0,926
default.11	0,4229	0,2566	1,648	0,122
taxa.12	0,0011	0,0127	0,084	0,934
log_concessao.12	0,1493	0,3500	0,426	0,676
default.12	0,1692	0,2492	0,679	0,508
const	-0,0401	0,0433	-0,925	0,371

Diagnóstico do Modelo

Correlação entre Resíduos

Tabela 27 – Matriz de correlação dos resíduos - não consignado

	taxa	log_concessao	default
taxa	1,0000	-0,6316	0,2471
log_concessao	-0,6316	1,0000	-0,5019
default	0,2471	-0,5019	1,0000

Observa-se uma correlação negativa moderada entre os resíduos das variáveis *taxa* e *log_concessao*, sugerindo possível interdependência contemporânea. As demais correlações são menos relevantes.

Heterocedasticidade Condicional

O teste ARCH foi aplicado para avaliar a presença de heterocedasticidade nos resíduos:

Estatística χ^2 : 96

Graus de liberdade: 180

p-valor: 1,00

O resultado do teste indica ausência de heterocedasticidade condicional.

Estabilidade do Modelo

As raízes do polinômio característico foram estimadas e encontram-se listadas na Tabela 28. Todas apresentam módulo inferior a 1, o que confirma a estabilidade do sistema VAR(2).

Tabela 28 – Raízes do polinômio característico — não consignado

Raiz	Estabilidade
0,8269	Satisfeita
0,8269	Satisfeita
0,7551	Satisfeita
0,7551	Satisfeita
0,6804	Satisfeita
0,2011	Satisfeita

Causalidade Granger

A Tabela 29 apresenta os resultados do teste de causalidade Granger entre as variáveis endógenas do modelo:

Tabela 29 – Teste de causalidade Granger — não consignado

Hipótese	F-estatística	p-valor	Resultado
taxa → demais	0,82	0,518	Não causa
log_concessao → demais	0,51	0,728	Não causa
default → demais	1,41	0,247	Não causa

Os resultados indicam que não há evidências de relações causais Granger entre as variáveis.

Equações Estruturais do VAR(2)

$$\begin{aligned}
 taxa_t &= \alpha_1 + \beta_1 \cdot taxa_{t-1} + \beta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{default}_{t-1} \\
 &\quad + \beta_4 \cdot taxa_{t-2} + \beta_5 \cdot \log(\text{concessao})_{t-2} + \beta_6 \cdot \text{default}_{t-2} + \varepsilon_{1t} \\
 \log(\text{concessao})_t &= \alpha_2 + \theta_1 \cdot taxa_{t-1} + \theta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \theta_3 \cdot \text{default}_{t-1} \\
 &\quad + \theta_4 \cdot taxa_{t-2} + \theta_5 \cdot \log(\text{concessao})_{t-2} + \theta_6 \cdot \text{default}_{t-2} + \varepsilon_{2t} \\
 \text{default}_t &= \alpha_3 + \delta_1 \cdot taxa_{t-1} + \delta_2 \cdot \log(\text{concessao})_{t-1} + \delta_3 \cdot \text{default}_{t-1} \\
 &\quad + \delta_4 \cdot taxa_{t-2} + \delta_5 \cdot \log(\text{concessao})_{t-2} + \delta_6 \cdot \text{default}_{t-2} + \varepsilon_{3t}
 \end{aligned} \tag{B.4}$$

APÊNDICE C – Códigos em R: VAR e Precificação

```
required_packages <- c(
  "GetBCBData", "tidyverse", "dplyr", "tidyr", "lubridate", "tsibble", "
  feasts", "fable",
  "fabletools", "urca", "vars", "ggplot2", "writexl", "readxl", "plotly"
)

new_packages <- required_packages[!(required_packages %in% installed.
  packages()[,"Package"])]
if(length(new_packages)) install.packages(new_packages)

library(GetBCBData)
library(tidyverse)
library(dplyr)
library(tidyr)
library(lubridate)
library(tsibble)
library(feasts)
library(fable)
library(fabletools)
library(urca)
library(vars)
library(ggplot2)
library(writexl)
library(readxl)
library(plotly)
library(scales)

series_bacen <- c(
  "concessao_credito_nao_consig_pf" = 20666,
  "concessao_credito_consig_priv_pf" = 20668,
  "concessao_credito_consig_pub_pf" = 20669,
  "concessao_credito_consig_inss_pf" = 20670,

  "taxa_credito_nao_consig_pf" = 20742,
  "taxa_credito_consig_priv_pf" = 20744,
  "taxa_credito_consig_pub_pf" = 20745,
  "taxa_credito_consig_inss_pf" = 20746,
```

```
"default_credito_nao_consig_pf" = 21114,
"default_credito_consig_priv_pf" = 21116,
"default_credito_consig_pub_pf" = 21117,
"default_credito_consig_inss_pf" = 21118
)

data_inicio <- ymd("2014-06-01")
data_fim <- ymd("2024-11-30")

df_bcb <- GetBCBData::gbcdb_get_series(
  id = series_bacen,
  first.date = data_inicio,
  last.date = data_fim,
  use.memoise = FALSE
) %>%
  tidyr::pivot_wider(
    id_cols = "ref.date",
    names_from = "series.name",
    values_from = "value"
  ) %>%
  dplyr::rename("date" = "ref.date") %>%
  dplyr::mutate(date = tsibble::yearmonth(date))

df_bcb_fill <- na.omit(df_bcb)

df_bcb_fill_f <- df_bcb_fill %>%
  mutate(date = as.Date(paste0(year(date), "-", month(date), "-01")))
  %>%
  arrange(date)

df_bcb_fill_f <- df_bcb_fill_f %>%
  mutate(
    log_concessao_credito_nao_consig_pf = log(concessao_credito_nao_
      consig_pf),
    log_concessao_credito_consig_priv_pf = log(concessao_credito_consig_
      priv_pf),
    log_concessao_credito_consig_pub_pf = log(concessao_credito_consig_
      pub_pf),
    log_concessao_credito_consig_inss_pf = log(concessao_credito_consig_
      inss_pf)
  )

verificar_descontinuidade <- function(df, coluna_data) {

  df <- df %>% arrange(!sym(coluna_data))
```

```
data_inicio <- min(df[[coluna_data]])
data_fim <- max(df[[coluna_data]])
datas_completas <- seq(from = data_inicio, to = data_fim, by = "month"
)

datas_faltantes <- setdiff(datas_completas, df[[coluna_data]])

if (length(datas_faltantes) > 0) {
  message("␣Foram␣encontradas␣descontinuidades␣na␣serie␣temporal!")
  print(data.frame(Meses_Faltantes = datas_faltantes))
} else {
  message("A␣serie␣temporal␣esta␣continua,␣sem␣descontinuidade!")
}

return(invisible(datas_faltantes))
}

verificar_descontinuidade(df = df_bcb_fill_f, coluna_data = "date")

verificar_valores_faltantes <- function(df, coluna_data) {

  series_temporais <- df %>% select(-all_of(coluna_data))

  missing_counts <- colSums(is.na(series_temporais))
  missing_percent <- (missing_counts / nrow(df)) * 100

  resultado <- data.frame(
    Serie = names(missing_counts),
    Total_NA = missing_counts,
    Percentual_NA = round(missing_percent, 2)
  )

  if (sum(missing_counts) > 0) {
    message("␣Foram␣encontrados␣valores␣faltantes␣nas␣seguintes␣series␣
      temporais:")
    print(resultado)
  } else {
    message("␣Nenhum␣valor␣faltante␣encontrado.␣Todas␣as␣series␣estao␣
      completas!")
  }

  return(invisible(resultado))
}

verificar_valores_faltantes(df = df_bcb_fill_f, coluna_data = "date")
```

```

plotar_e_salvar_series <- function(df, coluna_data, pasta_saida = "<
  caminho>") {

  if (!dir.exists(pasta_saida)) {
    dir.create(pasta_saida, recursive = TRUE)
  }

  df <- df %>%
    mutate(semestre_label = ifelse(month(!!sym(coluna_data)) <= 6,
                                   paste0(year(!!sym(coluna_data)), "-S1"),
                                   paste0(year(!!sym(coluna_data)), "-S2"))

  series_temporais <- df %>% select(-all_of(coluna_data))

  for (serie in colnames(series_temporais)) {

    g <- ggplot(df, aes(x = !!sym(coluna_data), y = !!sym(serie))) +
      geom_line(color = "black") +
      theme_minimal(base_size = 14) +
      labs(title = serie, x = "t", y = "") +
      scale_x_date(date_breaks = "6 months", date_labels = "%Y-%m") +
      theme(
        panel.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
        panel.grid.major = element_line(color = "gray90"),
        panel.grid.minor = element_blank(),
        axis.text.x = element_text(size = 10, angle = 45, hjust = 1)
      )

    arquivo_saida <- file.path(pasta_saida, paste0(serie, ".png"))

    ggsave(filename = arquivo_saida, plot = g, width = 8, height = 5,
            dpi = 300)

    message(paste("Grafico salvo:", arquivo_saida))
  }
}

plotar_e_salvar_series(df = df_bcb_fill_f, coluna_data = "date")

analisar_series_temporais <- function(df, coluna_data, pasta_saida = "<
  caminho>") {

  if (!dir.exists(pasta_saida)) {
    dir.create(pasta_saida, recursive = TRUE)
  }
}

```

```
df <- df %>%
  mutate(!!sym(coluna_data) := yearmonth(!!sym(coluna_data)))

df_ts <- df %>%
  as_tsibble(index = !!sym(coluna_data))

series_temporais <- df %>% select(-all_of(coluna_data))

for (serie in colnames(series_temporais)) {

  ts_data <- df_ts %>%
    select(all_of(coluna_data), all_of(serie)) %>%
    drop_na()

  acf_plot <- ts_data %>%
    ACF(!!sym(serie)) %>%
    autoplot() +
    theme_classic() +
    labs(title = serie, x = "Defasagem", y = "Autocorrelacao") +
    theme(
      panel.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
      panel.grid.major = element_blank(),
      panel.grid.minor = element_blank()
    )

  pacf_plot <- ts_data %>%
    PACF(!!sym(serie)) %>%
    autoplot() +
    theme_classic() +
    labs(title = serie, x = "Defasagem", y = "Autocorrelacao Parcial")
    +
    theme(
      panel.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
      panel.grid.major = element_blank(),
      panel.grid.minor = element_blank()
    )

  arquivo_acf <- file.path(pasta_saida, paste0("ACF_", serie, ".png"))
  arquivo_pacf <- file.path(pasta_saida, paste0("PACF_", serie, ".png"))
  })

ggsave(filename = arquivo_acf, plot = acf_plot, width = 8, height =
  5, dpi = 300)
ggsave(filename = arquivo_pacf, plot = pacf_plot, width = 8, height
  = 5, dpi = 300)
```

```
adf_test <- ur.df(ts_data[[serie]], type = "drift", selectlags = "
  AIC")
adf_resultado <- summary(adf_test)

arquivo_adf <- file.path(pasta_saida, paste0("ADF_", serie, ".txt"))
sink(arquivo_adf)
print(adf_resultado)
sink()

message(paste("Análise concluída para:", serie))
}

message("Todas as análises foram concluídas e salvas na pasta:", pasta
_saida)
}

analisar_series_temporais(df = df_bcb_fill_f, coluna_data = "date")

testar_estacionariedade <- function(df, coluna_data, pasta_saida = "<
  caminho>") {

  if (!dir.exists(pasta_saida)) {
    dir.create(pasta_saida, recursive = TRUE)
  }

  df <- df %>%
    mutate(!!sym(coluna_data) := yearmonth(!!sym(coluna_data)))

  df_ts <- df %>%
    as_tsibble(index = !!sym(coluna_data))

  resultados <- data.frame(
    Serie = character(),
    Estacionaria = character(),
    Teste = character(),
    p_valor = numeric(),
    stringsAsFactors = FALSE
  )

  series_temporais <- df %>% select(-all_of(coluna_data))

  for (serie in colnames(series_temporais)) {

    ts_data <- df_ts %>%
      select(all_of(coluna_data), all_of(serie)) %>%
      drop_na()
```

```
adf_test <- tryCatch(  
  ur.df(ts_data[[serie]], type = "drift", selectlags = "AIC"),  
  error = function(e) NULL  
)  
  
if (is.null(adf_test)) {  
  message(paste("Erro ao calcular ADF para:", serie, "- Pulando  
  para próxima série."))  
  next  
}  
  
adf_summary <- summary(adf_test)  
p_valor <- adf_summary@teststat[1]  
  
if (!is.null(adf_summary@cval) && "5%" %in% colnames(adf_  
  summary@cval)) {  
  valor_critico_5 <- adf_summary@cval[1, "5%"]  
} else {  
  valor_critico_5 <- NA  
}  
  
estacionaria <- ifelse(!is.na(valor_critico_5) && p_valor < valor_  
  critico_5, "Sim", "Nao")  
  
resultados <- rbind(resultados, data.frame(  
  Serie = serie,  
  Estacionaria = estacionaria,  
  Teste = "ADF",  
  p_valor = round(p_valor, 4)  
)  
)  
  
message(paste("Análise concluída para:", serie))  
}  
  
arquivo_saida <- file.path(pasta_saida, "Resultados_Estacionariedade.  
  xlsx")  
write_xlsx(resultados, arquivo_saida)  
  
message("Todas as análises foram concluídas e salvas em:", arquivo_  
  saida)  
  
return(resultados)  
}  
  
resultados_estacionariedade <- testar_estacionariedade(df = df_bcb_fill_  
  f, coluna_data = "date")
```

```
diagnosticar_nao_estacionariedade <- function(df, coluna_data, pasta_
  saida = "<caminho>") {

  if (!dir.exists(pasta_saida)) {
    dir.create(pasta_saida, recursive = TRUE)
  }

  df <- df %>%
    mutate(!!sym(coluna_data) := yearmonth(!!sym(coluna_data)))

  df_ts <- df %>%
    as_tsibble(index = !!sym(coluna_data))

  resultados <- data.frame(
    Serie = character(),
    Tendencia = character(),
    Sazonalidade = character(),
    p_valor_original = numeric(),
    p_valor_diferenciada = numeric(),
    p_valor_sazonal = numeric(),
    stringsAsFactors = FALSE
  )

  series_temporais <- df %>% select(-all_of(coluna_data))

  for (serie in colnames(series_temporais)) {

    ts_data <- df_ts %>%
      select(all_of(coluna_data), all_of(serie)) %>%
      drop_na()

    ts_original <- ts_data[[serie]]

    adf_test <- ur.df(ts_original, type = "drift", selectlags = "AIC")
    p_valor_original <- summary(adf_test)@teststat[1]

    ts_dif <- diff(ts_original, differences = 1)
    adf_test_dif <- ur.df(ts_dif, type = "drift", selectlags = "AIC")
    p_valor_diferenciada <- summary(adf_test_dif)@teststat[1]

    ts_dif_sazonal <- diff(ts_original, lag = 12, differences = 1)
    adf_test_sazonal <- ur.df(ts_dif_sazonal, type = "drift", selectlags
      = "AIC")
    p_valor_sazonal <- summary(adf_test_sazonal)@teststat[1]

    tendencia <- ifelse(p_valor_diferenciada < 0.05, "Nao", "Sim")
    sazonalidade <- ifelse(p_valor_sazonal < 0.05, "Nao", "Sim")
  }
}
```

```
plot_original <- ggplot(ts_data, aes(x = !!sym(coluna_data), y = !!
  sym(serie))) +
  geom_line(color = "black") +
  theme_classic() +
  labs(title = paste("Serie_Original_-", serie), x = "Tempo", y = "
    Valor") +
  theme(
    axis.text = element_text(color = "black"),
    axis.title = element_text(color = "black"),
    plot.title = element_text(color = "black", face = "bold")
  )

plot_diferenciada <- ggplot(data.frame(y = ts_dif, x = ts_data[[
  coluna_data]][-1]), aes(x = x, y = y)) +
  geom_line(color = "blue") +
  theme_classic() +
  labs(title = paste("Serie_Diferenciada_-", serie), x = "Tempo", y = "
    Valor") +
  theme(
    axis.text = element_text(color = "black"),
    axis.title = element_text(color = "black"),
    plot.title = element_text(color = "black", face = "bold")
  )

plot_sazonal <- ggplot(data.frame(y = ts_dif_sazonal, x = ts_data[[
  coluna_data]][-(1:12)]), aes(x = x, y = y)) +
  geom_line(color = "red") +
  theme_classic() +
  labs(title = paste("Serie_Diferenciada_Sazonal_-", serie), x = "
    Tempo", y = "Valor") +
  theme(
    axis.text = element_text(color = "black"),
    axis.title = element_text(color = "black"),
    plot.title = element_text(color = "black", face = "bold")
  )

ggsave(file.path(pasta_saida, paste0("Serie_", serie, "_original.png
  ")), plot = plot_original, width = 8, height = 5, dpi = 300)
ggsave(file.path(pasta_saida, paste0("Serie_", serie, "_diferenciada
  .png")), plot = plot_diferenciada, width = 8, height = 5, dpi =
  300)
ggsave(file.path(pasta_saida, paste0("Serie_", serie, "_diferenciada
  _sazonal.png")), plot = plot_sazonal, width = 8, height = 5, dpi
  = 300)

resultados <- rbind(resultados, data.frame(
```

```
    Serie = serie,
    Tendencia = tendencia,
    Sazonalidade = sazonalidade,
    p_valor_original = round(p_valor_original, 4),
    p_valor_diferenciada = round(p_valor_diferenciada, 4),
    p_valor_sazonal = round(p_valor_sazonal, 4)
  ))

  message(paste("␣Diagnostico␣concluido␣para:", serie))
}

arquivo_saida <- file.path(pasta_saida, "Diagnostico_Nao_
  Estacionariedade.xlsx")
write_xlsx(resultados, arquivo_saida)

message("␣Todas␣as␣analises␣foram␣concluidas␣e␣salvas␣em:", arquivo_
  saida)

return(resultados)
}

diagnostico_nao_estacionariedade <- diagnosticar_nao_estacionariedade(df
  = df_bcb_fill_f, coluna_data = "date")

print(diagnostico_nao_estacionariedade)

descobrir_lags_para_estacionariedade <- function(df, coluna_data, pasta_
  saida = "<caminho>") {

  if (!dir.exists(pasta_saida)) {
    dir.create(pasta_saida, recursive = TRUE)
  }

  df <- df %>%
    mutate(!!sym(coluna_data) := yearmonth(!!sym(coluna_data)))

  df_ts <- df %>%
    as_tsibble(index = !!sym(coluna_data))

  resultados <- data.frame(
    Serie = character(),
    Lags_necessarios = numeric(),
    p_valor_final = numeric(),
    stringsAsFactors = FALSE
  )

  series_temporais <- df %>% select(-all_of(coluna_data))
```

```
for (serie in colnames(series_temporais)) {

  ts_data <- df_ts %>%
    select(all_of(coluna_data), all_of(serie)) %>%
    drop_na()

  lags_necessarios <- 0
  p_valor <- 1

  ts_dif <- ts_data[[serie]]

  while (p_valor > 0.05 && lags_necessarios < 10) {
    if (lags_necessarios > 0) {
      ts_dif <- diff(ts_dif, differences = 1)
    }

    adf_test <- tryCatch(
      ur.df(ts_dif, type = "drift", selectlags = "AIC"),
      error = function(e) NULL
    )

    if (!is.null(adf_test)) {
      adf_summary <- summary(adf_test)
      p_valor <- adf_summary@teststat[1]
    } else {
      p_valor <- NA
      break
    }

    lags_necessarios <- lags_necessarios + 1
  }

  resultados <- rbind(resultados, data.frame(
    Serie = serie,
    Lags_necessarios = lags_necessarios,
    p_valor_final = round(p_valor, 4)
  ))

  message(paste("Análise concluída para:", serie, "- Lags necessários",
    ":", lags_necessarios))
}

arquivo_saida <- file.path(pasta_saida, "Lags_para_Estacionariedade.
  xlsx")
write_xlsx(resultados, arquivo_saida)
```

```
message("Todas as análises foram concluídas e salvas em:", arquivo_
  saida)

return(resultados)
}

lags_estacionariedade <- descobrir_lags_para_estacionariedade(df = df_
  bcb_fill_f, coluna_data = "date")

print(lags_estacionariedade)

decompor_series_temporais <- function(df, coluna_data, pasta_saida = "<
  caminho>") {

  if (!dir.exists(pasta_saida)) {
    dir.create(pasta_saida, recursive = TRUE)
  }

  df <- df %>%
    mutate(!!sym(coluna_data) := yearmonth(as.Date(!!sym(coluna_data))))

  df_ts <- df %>%
    as_tsibble(index = !!sym(coluna_data))

  df_ts <- df_ts %>%
    fill_gaps() %>%
    mutate(across(where(is.numeric), ~ ifelse(is.na(.), mean(., na.rm =
      TRUE), .)))

  resultados <- data.frame(
    Serie = character(),
    Percent_Trend = numeric(),
    Percent_Seasonal = numeric(),
    Percent_Random = numeric(),
    stringsAsFactors = FALSE
  )

  series_temporais <- df %>% select(-all_of(coluna_data))

  for (serie in colnames(series_temporais)) {

    ts_data <- df_ts %>%
      select(all_of(coluna_data), all_of(serie)) %>%
      drop_na()

    decomposicao <- tryCatch({
      ts_data %>%
```

```

    model(STL(!!sym(serie) ~ season(window = "periodic"))) %>%
      components()
  }, error = function(e) {
    message(paste("Erro de decompor a serie:", serie, "- Pulando para
      a próxima."))
    return(NULL)
  })

if (is.null(decomposicao)) next

if (!"seasonal" %in% colnames(decomposicao)) decomposicao$seasonal
  <- NA
if (!"trend" %in% colnames(decomposicao)) decomposicao$trend <- NA
if (!"remainder" %in% colnames(decomposicao)) decomposicao$remainder
  <- NA

var_total <- var(decomposicao[[serie]], na.rm = TRUE)
var_trend <- var(decomposicao$trend, na.rm = TRUE)
var_seasonal <- var(decomposicao$seasonal, na.rm = TRUE)
var_random <- var(decomposicao$remainder, na.rm = TRUE)

soma_variancias <- sum(var_trend, var_seasonal, var_random, na.rm =
  TRUE)
percent_trend <- ifelse(!is.na(var_trend) & soma_variancias > 0,
  round((var_trend / soma_variancias) * 100, 2), NA)
percent_seasonal <- ifelse(!is.na(var_seasonal) & soma_variancias >
  0, round((var_seasonal / soma_variancias) * 100, 2), NA)
percent_random <- ifelse(!is.na(var_random) & soma_variancias > 0,
  round((var_random / soma_variancias) * 100, 2), NA)

plot_decomposicao <- autoplot(decomposicao) +
  theme_classic() +
  labs(title = paste("Decomposicao STL-", serie)) +
  theme(
    axis.text = element_text(color = "black"),
    axis.title = element_text(color = "black"),
    plot.title = element_text(color = "black", face = "bold")
  )

ggsave(file.path(pasta_saida, paste0("Decomposicao_", serie, ".png")
  ), plot = plot_decomposicao, width = 8, height = 5, dpi = 300)

resultados <- rbind(resultados, data.frame(
  Serie = serie,
  Percent_Trend = percent_trend,
  Percent_Seasonal = percent_seasonal,
  Percent_Random = percent_random

```

```
))

  message(paste("Decomposicao concluida para:", serie))
}

arquivo_saida <- file.path(pasta_saida, "Decomposicao_Series.xlsx")
write_xlsx(resultados, arquivo_saida)

message("Todas as analises foram concluidas e salvas em:", arquivo_
saida)

return(resultados)
}

decomposicao_series <- decompor_series_temporais(df = df_bcb_fill_f,
coluna_data = "date")

print(decomposicao_series)

df_bcb_fill_f_2 <- df_bcb_fill_f

if (nrow(lags_estacionariedade) > 0) {

  colnames(lags_estacionariedade) <- gsub("^Series$", "Serie", colnames(
lags_estacionariedade))

  lags_estacionariedade$Serie <- as.character(lags_estacionariedade$
Serie)

  for (i in seq_len(nrow(lags_estacionariedade))) {
    serie <- lags_estacionariedade$Serie[i]
    lag_necessario <- as.integer(lags_estacionariedade$Lags_necessarios[
i])

    print(paste("Processando serie:", serie, "com", lag_necessario, "
diferenciacoes"))

    if (!is.na(serie) && serie %in% colnames(df_bcb_fill_f) && is.
numeric(df_bcb_fill_f[[serie]])) {

      if (lag_necessario == 0) {
        df_bcb_fill_f_2[[serie]] <- df_bcb_fill_f[[serie]]
      } else {
        diferenciada <- diff(df_bcb_fill_f[[serie]], differences = lag_
necessario)
        diferenciada_completa <- c(rep(NA, lag_necessario), diferenciada
)
      }
    }
  }
}
```

```

    diferenciada_completa <- head(diferenciada_completa, n = nrow(df
      _bcb_fill_f))
    df_bcb_fill_f_2[[serie]] <- diferenciada_completa
  }
} else {
  print(paste("Aviso: Série", serie, "não encontrada no dataframe
    original ou não é numérica."))
}
}
}

df_bcb_fill_f_2 <- df_bcb_fill_f_2 %>%
  filter(complete.cases(.))

url <- "<caminho>"
destfile <- "VetorPolitica.xlsx"
download.file(url, destfile = destfile, mode = "wb")
df_politica <- read_excel(destfile, sheet = "Sheet1")

df_VAR <- dplyr::left_join(
  x = df_bcb_fill_f_2,
  y = df_politica,
  by = "date"
) %>%
  dplyr::filter(lubridate::as_date(date) >= lubridate::ymd("2019-01-01")
  ) %>%
  tidyr::drop_na()

data_corte <- as.Date("2023-01-01")

df_VAR_2 <- df_VAR %>%
  filter(date >= data_corte)

# Modelo Consignado INSS

variaveis_endogenas_inss <- df_VAR_2[, c("taxa_credito_consig_inss_pf",
  "log_concessao_credito_consig_inss_pf", "default_credito_consig_inss_
  pf")]
variavel_exogena_inss <- df_VAR_2[["Politica"]]
var_exogen <- as.matrix(variavel_exogena_inss)
colnames(var_exogen) <- "Politica"
selecao_var <- VARselect(variaveis_endogenas_inss, lag.max = 2, type = "
  const")
print(selecao_var$selection)
modelo_var_inss <- VAR(y = variaveis_endogenas_inss,
  p = selecao_var$selection["AIC(n)"],
  type = "const",

```

```

                exogen = var_exogen)
summary(modelo_var_inss)

variaveis <- colnames(variaveis_endogenas_inss)

for (var in variaveis) {
  print(paste("Testando se", var, "Granger-causeia as outras variaveis:"))
  print(causality(modelo_var_inss, cause = var)$Granger)
  cat("\n-----\n")
}

serial.test(modelo_var_inss, type=c("PT.asymptotic", "PT.adjusted", "BG",
  , "ES"))

arch.test(modelo_var_inss, multivariate.only = TRUE)

roots(modelo_var_inss, modulus = TRUE)

irf_var_inss <- vars::irf(
  x = modelo_var_inss,
  impulse = "taxa_credito_consigs_inss_pf",
  response = "log_concessao_credito_consigs_inss_pf",
  n.ahead = 6,
  boot = TRUE,
  ci = 0.95
)

irf_var_inss$response
irf_var_inss$Lower
irf_var_inss$Upper

tabela_irf <- cbind(
  Resposta = irf_var_inss$irf[["taxa_credito_consigs_inss_pf"]][, "log_
    concessao_credito_consigs_inss_pf"],
  Limite_Inferior = irf_var_inss$Lower[["taxa_credito_consigs_inss_pf"
    ]][, "log_concessao_credito_consigs_inss_pf"],
  Limite_Superior = irf_var_inss$Upper[["taxa_credito_consigs_inss_pf"
    ]][, "log_concessao_credito_consigs_inss_pf"]
)

tabela_irf

plot(
  irf_var_inss,
  main = "Resposta ao Impulso: Taxa de Juros -> Log(Concessao) |
    Consignado INSS",
  xlab = "Periodos",

```

```

ylab = "Impacto_no_Log(Concessao)"

# Modelo Nao Consignado

variaveis_endogenas_tot <- df_VAR_2[, c("taxa_credito_nao_consig_pf", "
  log_concessao_credito_nao_consig_pf", "default_credito_nao_consig_pf"
)]
selecao_var <- VARselect(variaveis_endogenas_tot, lag.max = 2, type = "
  const")
print(selecao_var$selection)
modelo_var_tot <- VAR(y = variaveis_endogenas_tot,
  p = selecao_var$selection["AIC(n)"],
  type = "const")
summary(modelo_var_tot)

variaveis <- colnames(variaveis_endogenas_tot)

for (var in variaveis) {
  print(paste("Testando se", var, "Granger-cause as outras variaveis:"))
  print(causality(modelo_var_tot, cause = var)$Granger)
  cat("\n-----\n")
}

serial.test(modelo_var_tot, type=c("PT.asymptotic", "PT.adjusted", "BG",
  "ES"))

arch.test(modelo_var_tot, multivariate.only = TRUE)

roots(modelo_var_tot, modulus = TRUE)

irf_var_tot <- vars::irf(
  x = modelo_var_tot,
  impulse = "taxa_credito_nao_consig_pf",
  response = "log_concessao_credito_nao_consig_pf",
  n.ahead = 6
)

irf_var_tot$response
irf_var_tot$Lower
irf_var_tot$Upper

tabela_irf <- cbind(
  Resposta = irf_var_tot$irf[["taxa_credito_nao_consig_pf"]][, "log_
    concessao_credito_nao_consig_pf"],
  Limite_Inferior = irf_var_tot$Lower[["taxa_credito_nao_consig_pf"]][,
    "log_concessao_credito_nao_consig_pf"],

```

```

    Limite_Superior = irf_var_tot$Upper[["taxa_credito_ao_consig_pf"]][,
      "log_concessao_credito_ao_consig_pf"]
  )

tabela_irf

plot(
  irf_var_tot,
  main = "Resposta_ao_Impulso: Taxa de Juros -> Log(Concessao) | Nao_
    Consignado",
  xlab = "Periodos",
  ylab = "Impacto_no_Log(Concessao)")

# Modelo Consignado Privado

variaveis_endogenas_2 <- df_VAR_2[, c("taxa_credito_consig_priv_pf", "
  log_concessao_credito_consig_priv_pf", "default_credito_consig_priv_
  pf")]
selecao_var <- VARselect(variaveis_endogenas_2, lag.max = 2, type = "
  const")
print(selecao_var$selection)
modelo_var_2 <- VAR(y = variaveis_endogenas_2,
  p = selecao_var$selection["AIC(n)"],
  type = "const")
summary(modelo_var_2)

variaveis <- colnames(variaveis_endogenas_2)

for (var in variaveis) {
  print(paste("Testando se", var, "Granger-cause as outras variaveis:"))
  print(causality(modelo_var_2, cause = var)$Granger)
  cat("\n-----\n")
}

serial.test(modelo_var_2, type=c("PT.asymptotic", "PT.adjusted", "BG", "
  ES"))

arch.test(modelo_var_2, multivariate.only = TRUE)

roots(modelo_var_2, modulus = TRUE)

irf_var_2 <- vars::irf(
  x = modelo_var_2,
  impulse = "taxa_credito_consig_priv_pf",
  response = "log_concessao_credito_consig_priv_pf",
  n.ahead = 6
)

```

```

)

irf_var_2$response
irf_var_2$Lower
irf_var_2$Upper

tabela_irf <- cbind(
  Resposta = irf_var_2$irf[["taxa_credito_consigs_priv_pf"]][, "log_
    concessao_credito_consigs_priv_pf"],
  Limite_Inferior = irf_var_2$Lower[["taxa_credito_consigs_priv_pf"]][, "
    log_concessao_credito_consigs_priv_pf"],
  Limite_Superior = irf_var_2$Upper[["taxa_credito_consigs_priv_pf"]][, "
    log_concessao_credito_consigs_priv_pf"]
)

tabela_irf

plot(
  irf_var_2,
  main = "Resposta_ao_Impulso:_Taxa_de_Juros_-_>_Log(Concessao)_|_
    Consignado_Privado",
  xlab = "Periodos",
  ylab = "Impacto_no_Log(Concessao)")

# Modelo Consignado Publico

variaveis_endogenas_3 <- df_VAR_2[, c("taxa_credito_consigs_pub_pf", "log_
  _concessao_credito_consigs_pub_pf", "default_credito_consigs_pub_pf")]
selecao_var <- VARselect(variaveis_endogenas_3, lag.max = 2, type = "
  const")
print(selecao_var$selection)
modelo_var_3 <- VAR(y = variaveis_endogenas_3,
  p = selecao_var$selection["AIC(n)"],
  type = "const")
summary(modelo_var_3)

variaveis <- colnames(variaveis_endogenas_3)

for (var in variaveis) {
  print(paste("Testando_se", var, "Granger-causa_as_outras_variaveis:"))
  print(causality(modelo_var_3, cause = var)$Granger)
  cat("\n-----\n")
}

serial.test(modelo_var_3, type=c("PT.asymptotic", "PT.adjusted", "BG", "
  ES"))

```

```

arch.test(modelo_var_3, multivariate.only = TRUE)

roots(modelo_var_3, modulus = TRUE)

irf_var_3 <- vars::irf(
  x = modelo_var_3,
  impulse = "taxa_credito_consig_pub_pf",
  response = "log_concessao_credito_consig_pub_pf",
  n.ahead = 6
)

irf_var_3$response
irf_var_3$Lower
irf_var_3$Upper

tabela_irf <- cbind(
  Resposta = irf_var_3$irf[["taxa_credito_consig_pub_pf"]][, "log_
    concessao_credito_consig_pub_pf"],
  Limite_Inferior = irf_var_3$Lower[["taxa_credito_consig_pub_pf"]][, "
    log_concessao_credito_consig_pub_pf"],
  Limite_Superior = irf_var_3$Upper[["taxa_credito_consig_pub_pf"]][, "
    log_concessao_credito_consig_pub_pf"]
)

tabela_irf

plot(
  irf_var_3,
  main = "Resposta_ao_Impulso: Taxa de Juros -> Log(Concessao) |
    Consignado Publico",
  xlab = "Periodos",
  ylab = "Impacto no Log(Concessao)")

plot_normalized_series <- function(df, date_col, series_cols) {

  if (!inherits(df[[date_col]], "Date")) {
    df[[date_col]] <- as.Date(df[[date_col]])
  }

  df_norm <- df %>%
    select(all_of(c(date_col, series_cols))) %>%
    pivot_longer(cols = all_of(series_cols), names_to = "Serie", values_
      to = "Valor") %>%
    group_by(Serie) %>%
    mutate(Normalized = (Valor - min(Valor, na.rm = TRUE)) / (max(Valor,
      na.rm = TRUE) - min(Valor, na.rm = TRUE))) %>%

```

```

  ungroup()

  ggplot(df_norm, aes(x = .data[[date_col]], y = Normalized, color =
    Serie)) +
  geom_line(size = 1) +
  labs(title = "Credito_Nao_Consignado_-_PF",
    x = "Data", y = "Norm") +
  theme_minimal() +
  scale_x_date(labels = date_format("%Y-%m"), breaks = date_breaks("6_
    months")) +
  theme(
    legend.title = element_blank(),
    legend.position = "bottom",
    legend.box = "horizontal",
    axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)
  )
}

plot_normalized_series(df_bcb_fill_f, "date",
  c("concessao_credito_nao_consig_pf",
    "default_credito_nao_consig_pf",
    "taxa_credito_nao_consig_pf")
)

```

C.1 – Modelo VAR

```

# Carregar bibliotecas

library(stats)
library(pracma)
library(ggplot2)
library(scales)

##### - Fun es -
#####

calculate_IRB_Capital <- function(EAD, LGD, PD, rho, prazo) {
  PD_LT <- 1 - (1 - PD) ^ (prazo / 12)
  if (PD_LT <= 0) PD_LT <- .Machine$double.eps
  if (PD_LT >= 1) PD_LT <- 1 - .Machine$double.eps
  inverse_Phi_PD <- qnorm(PD_LT)
  inverse_Phi_999 <- qnorm(0.999)
  inner_value <- (inverse_Phi_PD + sqrt(rho) * inverse_Phi_999) / (sqrt
    (1 - rho))
  Kmin <- EAD * LGD * (pnorm(inner_value) - PD_LT)
  return(Kmin)
}

```

```

calculate_pmt <- function(principal, rate, prazo) {
  return(principal * rate / (1 - (1 + rate) ^ (-prazo)))
}

calculate_RAROC <- function(interest_rate, EAD, LGD, PD, rho, funding_
  cost, prazo, aliquota_pis_cofins,
                           comissao, custos_adm, aliquota_ir_cs, fator_
                           pond, DI_atual_aa) {
  monthly_rate <- (1 + interest_rate) ^ (1 / 12) - 1
  funding_cost_monthly <- (1 + funding_cost) ^ (1 / 12) - 1
  capital <- calculate_IRB_Capital(EAD, LGD, PD, rho, prazo)
  PD_LT <- 1 - (1 - PD) ^ (prazo / 12)
  expected_loss <- PD_LT * LGD * EAD
  PMT_ativo <- calculate_pmt(EAD, monthly_rate, prazo)
  receita_de_juros <- PMT_ativo * prazo - EAD
  PMT_passivo <- calculate_pmt(EAD, funding_cost_monthly, prazo)
  despesa_de_juros <- PMT_passivo * prazo - EAD
  pb <- (receita_de_juros - despesa_de_juros)
  pis_cofins <- pb * aliquota_pis_cofins
  lair <- pb - pis_cofins - expected_loss - (comissao * EAD * 12 * (1 /
    prazo)) - (custos_adm * EAD * 12 * (1 / prazo))
  ir_cs <- lair * aliquota_ir_cs
  rgo <- lair - ir_cs
  numerador <- rgo + max(capital, (8/100 * fator_pond * EAD))*((1 + DI_
    atual_aa)^(prazo / 12) - 1)
  denominador <- max(capital, (8/100 * fator_pond * EAD))
  RAROC <- (numerador / denominador) * (12 / prazo)
  return(RAROC)
}

calcular_rho <- function(PD, prazo) {
  PD_LT <- (1 - (1 - PD) ^ (prazo / 12))
  termo1 <- 0.03 * (1 - exp(-35 * PD_LT)) / (1 - exp(-35))
  termo2 <- 0.16 * (1 - (1 - exp(-35 * PD_LT)) / (1 - exp(-35)))
  rho <- termo1 + termo2
  return(rho)
}

optimize_interest_rate <- function(EAD, LGD, PD, rho, funding_cost,
  prazo, annual_target_raroc) {
  target_raroc <- (1 + (annual_target_raroc*prazo/12)) - 1

  objective <- function(interest_rate) {
    raroc <- calculate_RAROC(interest_rate, EAD, LGD, PD, rho, funding_
      cost, prazo, aliquota_pis_cofins,
                          comissao, custos_adm, aliquota_ir_cs, fator
                          _pond, DI_atual_aa)
  }
}

```

```

    return(abs(raroc - target_raroc))
  }

  result <- optim(par = 0.005, fn = objective, method = "L-BFGS-B",
    lower = 0.001, upper = 10, control = list(factr = 1e-7))
  return(result$par)
}

spread <- function(PD, LGD, prazo, funding_cost_param){
  PD_LT <- (1 - (1 - PD) ^ (prazo / 12))
  spread <- ((PD_LT * LGD) / (1 - PD_LT * LGD)) * (1 + funding_cost_
    param)
  return(spread)
}

spread_ul <- function(EAD, LGD, PD, prazo, funding_cost, rho) {
  Kmin <- calculate_IRB_Capital(EAD, LGD, PD, rho, prazo)
  PD_LT <- (1 - (1 - PD) ^ (prazo / 12))
  dUL <- ((Kmin/EAD) * (funding_cost*custo_capital_banco - DI_futuro_aa)
    ) / (1 - PD_LT * LGD)
  return(dUL)
}

##### Par metros comuns na simula o #####

DI_atual_aa <- 11.70 / 100 # Custo de capta o a vista em outubro/24
DI_futuro_aa <- 12.99 / 100 # Custo de capta o de 2 anos em outubro/
  24
funding_cost_param <- 128 / 100 # Fator sobre o custo de funding de 2
  anos (duration m dia) = Funding Transfer Price
custo_capital_banco <- 105 / 100 # Percentual de ganho sobre o FTP
comissao <- 6 / 100 # Comiss o paga ao correspondente banc rio
custos_adm <- 1 / 100 # Custos administrativos
aliquota_pis_cofins <- 0.0465 # Al quota de PIS e Cofins sobre o
  Produto Banc rio
aliquota_ir_cs <- 0.40 # Al quota de IR e CS sobre o Lucro Antes do
  imposto de Renda
fator_pond <- 0.50 # FPR sobre opera es de cr dito consignado INSS -
  Bacen art 30 Circ. 3.809/16 DG 50%
EAD <- 5000 # Valor liberado
prazo <- 24 # Prazo da opera o

##### Code variando a PD #####

PD_values <- seq(0.01, 0.10, by = 0.005)
LGD <- 0.75
results <- data.frame(PD = numeric(), taxa_minima_aa = numeric(), taxa_

```

```

  minima_am = numeric()

for (PD in PD_values) {
  funding_cost <- DI_futuro_aa * funding_cost_param
  spread_calc_el <- spread(PD, LGD, prazo, funding_cost_param)
  rho <- calcular_rho(PD, prazo)
  spread_calc_ul <- spread_ul(EAD, LGD, PD, prazo, funding_cost, rho)
  annual_target_raroc <- (funding_cost + spread_calc_el + spread_calc_ul
    )
  taxa_minima_aa <- optimize_interest_rate(EAD, LGD, PD, rho, funding_
    cost, prazo, annual_target_raroc)
  taxa_minima_am <- ((1 + taxa_minima_aa) ^ (1 / 12) - 1)
  results <- rbind(results, data.frame(PD = PD, taxa_minima_aa = taxa_
    minima_aa, taxa_minima_am = taxa_minima_am))
}

# Adiciona um identificador de posição
results$index <- 1:nrow(results)

ggplot(results, aes(x = PD, y = taxa_minima_am)) +
  geom_line(color = "black", size = 0.5) +
  geom_point(color = "black", size = 1) +

  # Só plota as labels para pontos pares
  geom_text(data = results[results$index %% 2 == 1, ], # pega só
    alguns pontos
    aes(label = scales::percent(taxa_minima_am, accuracy = 0.01)
    ),
    vjust = -1.0, color = "black", size = 4.5, fontface = "bold"
    ) +

  scale_y_continuous(labels = scales::percent_format(accuracy = 0.01)) +
  scale_x_continuous(labels = scales::percent_format(accuracy = 1)) +
  labs(title = "",
    x = "",
    y = "") +

  geom_hline(yintercept = 0.0166, linetype = "dashed", color = "orange",
    size = 1) +

  annotate("text", x = max(results$PD) * 0.8, y = 0.0166 + 0.0016,
    label = "1,66% a.m.", color = "orange", size = 5,
    fontface = "bold", hjust = 0) +

  theme_minimal(base_size = 16) +
  theme(
    panel.background = element_rect(fill = "white"),

```

```

panel.grid = element_blank(),
axis.line = element_line(color = "black", size = 0.8),
axis.ticks = element_line(color = "black", size = 0.8),
axis.text = element_text(size = 14),
axis.title = element_text(size = 16, face = "bold"),
plot.title = element_text(size = 16, face = "bold", hjust = 0.5)
)

##### Code variando a LGD #####

PD <- 0.017
LGD_values <- seq(0.05, 0.95, by = 0.05)
results <- data.frame(LGD = numeric(), taxa_minima_aa = numeric(), taxa_
  minima_am = numeric())

for (LGD in LGD_values) {
  funding_cost <- DI_futuro_aa * funding_cost_param
  spread_calc_el <- spread(PD, LGD, prazo, funding_cost_param)
  rho <- calcular_rho(PD, prazo)
  spread_calc_ul <- spread_ul(EAD, LGD, PD, prazo, funding_cost, rho)
  annual_target_raroc <- (funding_cost + spread_calc_el + spread_calc_ul
    )
  taxa_minima_aa <- optimize_interest_rate(EAD, LGD, PD, rho, funding_
    cost, prazo, annual_target_raroc)
  taxa_minima_am <- ((1 + taxa_minima_aa) ^ (1 / 12) - 1)
  results <- rbind(results, data.frame(LGD = LGD, taxa_minima_aa = taxa_
    minima_aa, taxa_minima_am = taxa_minima_am))
}

# Adiciona um identificador de posição
results$index <- 1:nrow(results)

ggplot(results, aes(x = LGD, y = taxa_minima_am)) +
  geom_line(color = "black", size = 0.5) +
  geom_point(color = "black", size = 1) +

  # Só plota as labels para alguns pontos
  geom_text(data = results[results$index %% 2 == 1, ],
    aes(label = scales::percent(taxa_minima_am, accuracy = 0.01)
    ),
    vjust = -1.0, color = "black", size = 4.5, fontface = "bold"
  ) +

  scale_y_continuous(labels = scales::percent_format(accuracy = 0.01)) +
  scale_x_continuous(labels = scales::percent_format(accuracy = 1)) +

```

```

labs(title = "",
      x = "",
      y = "") +

geom_hline(yintercept = 0.0166, linetype = "dashed", color = "orange",
           size = 1) +

annotate("text", x = max(results$LGD) * 0.8, y = 0.0166 + 0.0003,
          label = "1,66% a.m.", color = "orange", size = 5,
          fontface = "bold", hjust = 0, vjust = -0.5) +

theme_minimal(base_size = 16) +
theme(
  panel.background = element_rect(fill = "white"),
  panel.grid = element_blank(),
  axis.line = element_line(color = "black", size = 0.8),
  axis.ticks = element_line(color = "black", size = 0.8),
  axis.text = element_text(size = 14),
  axis.title = element_text(size = 16, face = "bold"),
  plot.title = element_text(size = 16, face = "bold", hjust = 0)
)

##### C lculo Base #####

PD <- 0.017
LGD <- 0.75

funding_cost <- DI_futuro_aa * funding_cost_param
rho <- calcular_rho(PD, prazo)
spread_el <- spread(PD, LGD, prazo, funding_cost_param)
spread_ul <- spread_ul(EAD, LGD, PD, prazo, funding_cost, rho)
annual_target_raroc_param <- (spread_el + spread_ul)
annual_target_raroc <- funding_cost + annual_target_raroc_param
taxa_minima_aa <- optimize_interest_rate(EAD, LGD, PD, rho, funding_cost
, prazo, annual_target_raroc)
taxa_minima_am <- ((1 + taxa_minima_aa) ^ (1 / 12) - 1)
print(taxa_minima_aa)
print(taxa_minima_am)

```

C.2 – Modelo de Precificação