

idp

idp

MESTRADO PROFISSIONAL EM ECONOMIA

**O IMPACTO DO DESCONTO DE ANUIDADE DE CARTÕES DE
CRÉDITO NO FATURAMENTO: UMA AVALIAÇÃO DE IMPACTO
DO PROGRAMA INVEST.**

CARLOS ROGÉRIO GOMES DA SILVA FILHO

Brasília-DF, 2024

CARLOS ROGÉRIO GOMES DA SILVA FILHO

**O IMPACTO DO DESCONTO DE ANUIDADE DE
CARTÕES DE CRÉDITO NO FATURAMENTO:
EVIDÊNCIAS DA TEORIA DO CONSUMIDOR NA
ANÁLISE DE UMA CARTEIRA DE BANCO DE VAREJO
BRASILEIRO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Economia, do Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre.

Orientador

Professor Doutor Leonardo Monteiro Monasterio.

Brasília-DF 2024

CARLOS ROGÉRIO GOMES DA SILVA FILHO

O IMPACTO DO DESCONTO DE ANUIDADE DE CARTÕES DE CRÉDITO NO FATURAMENTO: EVIDÊNCIAS DA TEORIA DO CONSUMIDOR NA ANÁLISE DE UMA CARTEIRA DE BANCO DE VAREJO BRASILEIRO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Economia, do Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre.

Aprovado em 31 / 10 / 2023

Banca Examinadora

Prof. Dr. Leonardo Monteiro Monasterio. - Orientador

Prof. Dr. Thiago Costa Monteiro Caldeira

Prof. Dr. Luiz Ricardo Mattos Teixeira Cavalcante

S586i Silva Filho, Carlos Rogério Gomes da
O impacto do desconto de anuidade de cartões de crédito no faturamento: evidências da teoria do consumidor na análise de uma carteira de banco de varejo brasileiro / Carlos Rogério Gomes da Silva Filho. – Brasília: IDP, 2023.

56 p.
Inclui bibliografia.

Dissertação – Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa – IDP, Mestrado Profissional em Economia, Brasília, 2025.
Orientador: Prof. Dr. Leonardo Monteiro Monasterio.

1. Economia. 2. Crédito. 3. Faturamento. I. Título.

CDD: 330

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Ministro Moreira Alves
Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa

RESUMO

O presente trabalho avalia a influência da política de descontos na anuidade dos cartões de crédito sobre o faturamento de um grande banco múltiplo de varejo brasileiro. Com base em dados de 18.406.350 clientes entre 2021 e 2024, o estudo aplica o método de Diferença em Diferenças (DID) para isolar o efeito da isenção de anuidade no faturamento mensal. Foram analisadas diversas abordagens do DID, incluindo modelos canônicos e métodos avançados como o DID Duplamente Robusto de Sant'Anna e Zhao (2020), que combinam técnicas de ponderação e regressão para aumentar a robustez das estimativas. Os resultados mostram um impacto positivo da isenção de anuidade sobre o faturamento, ressaltando a importância dessa prática como estratégia de atração e retenção de clientes. O estudo contribui para a literatura ao fornecer evidências empíricas sobre a eficácia das políticas de incentivo financeiro no setor de cartões de crédito.

Palavras-chave: Desconto em Anuidade, Cartão de Crédito, Faturamento, Teoria do Consumidor, Diferença em Diferenças
Classificação JEL: D12, G21, M31, L11

ABSTRACT

This paper evaluates the influence of the policy of credit card annual fee discounts on the revenue of a large Brazilian retail multiple bank. Based on data from 18,406,350 clients between 2021 and 2024, the study applies the Difference in Differences (DID) method to isolate the effect of fee waivers on monthly revenue. Various DID approaches were analyzed, including canonical models and advanced methods such as the Doubly Robust DID by Sant'Anna and Zhao (2020), which combine weighting and regression techniques to enhance the robustness of estimates. The results show a positive impact of the fee waiver on revenue, highlighting the importance of this practice as a strategy for customer attraction and retention. The study contributes to the literature by providing empirical evidence on the effectiveness of financial incentive policies in the credit card sector.

Keywords: Annual Fee Discount, Credit Card, Revenue, Consumer Theory, Difference in Differences
JEL Classification: D12, G21, M31, L11

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABECS	Associação Brasileira das Empresas de Cartões de Crédito e Serviços
BACEN	Banco Central do Brasil
EUA	Estados Unidos da América
IDP	Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa
PIB	Produto Interno Bruto
SFN	Sistema Financeiro Nacional

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 Distribuição de Frequência da idade	25
Figura 2 Distribuição de Freq. da Idade por Segmento	25
Figura 3 Distribuição de Frequência Log_Fatu	26
Figura 4 Log Faturamento - Observação de Tendências Paralelas	34
Figura 5 Distribuição dos Resultados por Abordagem	43
Figura 6 Sistemas de Arranjos Fechado e Aberto - Fee Flow	55
Figura 7 Atributos Importantes - Uso do Cartão de Crédito – Elaborado pelo Autor	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1

Variáveis observadas

.....23

Tabela 2

Distribuição dos Resultados | DID Canônico

.....34

Tabela 3

Distribuição dos Resultados | DID Canônico com Covariáveis

.....36

Tabela 4

Distribuição dos Resultados | Heckman (1997) – Outcome Regression

.....38

Tabela 5

Distribuição dos Resultados | Abadie (2005) IPW

.....39

Tabela 6

Distribuição dos Resultados | Duplamente Robusto - Sant'Anna e Zhao (2020)

.....41

Tabela 7

Informações Carteira de Cartão de Crédito - Brasil

.....54

Tabela 8

Evolução da Carteira de Cartões de Crédito no Brasil

.....54

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 12

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 16

3. METODOLOGIA 22

3.1 Dados 22

3.2 Modelo Econométrico 26

4. RESULTADOS 33

4.1 DID Canônico 33

4.2 DID Canônico com Covariáveis 35

4.3 DID - Heckman (1997) - Outcome Regression 37

4.4 DID - Abadie (2005) - IPW Difference in Differences 38

4.5 DID - Sant'Anna e Zhao (2020) - Duplamente Robusto 40

4.6 Discussão dos Resultados 41

5. CONCLUSÃO 45

REFERÊNCIAS 49

APÊNDICES 54



1

INTRODUÇÃO

O cartão de crédito constitui um dos principais meios de pagamento das compras dos brasileiros. Além disso, é considerado um meio de manutenção do poder de compra, algo que permite aos portadores a inclusão na sociedade de consumo (Lia et al., 2008). Como forma de avançar no setor, observa-se uma estratégia bem-sucedida dos *Neobancos* para garantir a penetração deles neste mercado: oferecer isenção ou descontos agressivos na tarifa de anuidade de cartões de crédito.

Tais ações se tornaram prática de mercado, funcionando como instrumentos de captura e de manutenção dos clientes, tanto para os *Neobancos* quanto para os incumbentes, sopesados os altos níveis de inadimplência do produto (Böröcz et al., 2016).

É neste cenário que se coloca a investigação trazida pelo presente trabalho. O principal objetivo, por meio do presente estudo de caso, é entender se a adoção de práticas de isenção de tarifa de anuidade do cartão de crédito em um grande banco múltiplo de varejo do Brasil, como parte da estratégia de atração e retenção de clientes, possui influência sobre o faturamento. Em caso positivo, o trabalho buscará compreender em qual medida se dá o indicador, em média.

Segundo dados do Banco Central, em 03T2023 o Brasil atingiu a marca de mais de 454 milhões de cartões ativos o que representa mais de 2 cartões ativos por cidadão, e um saldo transacional de R\$ 2,6 trilhões acumulados no ano de 2023¹, representando um crescimento de 10% comparado com o mesmo período acumulado de 2022. Esse volume transacionado no cartão de crédito representa em média 30% do PIB brasileiro.

Deste modo, o presente estudo se mostra relevante ao considerar a acentuada importância financeira do cartão de crédito na vida dos brasileiros, bem como da sua representatividade de faturamento diante do PIB, associado à rentabilidade e às práticas

¹ Dados disponíveis em https://olinda.bcb.gov.br/olinda/servico/MPV_DadosAbertos/versao/v1/aplicacao#!/recursos/Quantidadeetransacoesdecartoes.

mercadológicas que a concorrência do setor vem empregando, *vis-à-vis* a constante agenda reguladora do Banco Central para com o produto².

Em que pesem as questões de desvio de comportamento, como impulsividade e compulsividade, encontrarem guarita no uso do cartão como meio de manifestação destes comportamentos (Rodrigues e Oliveira, 2021), tais aspectos não serão abordados de forma direta por este estudo, constituindo parte do erro do modelo econométrico.

Ressalta-se que a carteira de crédito com recursos livres PF, no Brasil, atingiu a marca de R\$ 1,9 trilhão em novembro de 2023, contra o saldo de R\$ 529 bilhões na carteira de cartão de crédito, sendo R\$ 400 bilhões saldo sem juros e R\$ 129 bilhões com juros, o que representou 21% de todo o saldo da carteira de crédito PF. O desempenho da carteira de cartão alcançando até novembro de 2023 ressalta a importância do produto na economia do País (Abecs, 2023).

A taxa média de juros de cartões de crédito, embora tenha flutuado ao longo do ano de 2023, encerrou novembro na casa dos 91,2% a.a. A taxa de inadimplência, por sua vez, atingiu o menor valor para o ano alcançando o índice médio de 7,5% a.a. (Banco Central do Brasil, 2024), reforçando os atributos de rentabilidade do produto no Brasil, quando comparado com outros países, como, por exemplo a Austrália (Liu, Margaritis e Zhang, 2023).

O mercado de cartões de crédito é formado por arranjos constituídos nas modalidades aberto e fechado e por muitos atores dos quais podemos citar os Instituidores de Arranjo (Bandeiras), os Emissores, as Credenciadoras e os Estabelecimentos Comerciais, constituindo o que é largamente chamado de mercado de 4 pontas (Jachemet, 2018). Trata-se de um modelo complexo de arranjo no qual a remuneração dos atores flui a partir das suas funções e riscos assumidos (Tan, 2020).

O mercado de cartões historicamente se apresenta como de sólidas barreiras de entrada, sendo em muitos países considerado mercado de oligopólio, tendo em vista a necessidade de altos volumes de capital e dos custos de emprego da tecnologia para manutenção da operação, dentre outros fatores (Böröcz et al., 2016).

² Nos últimos 5 anos o Banco Central editou um conjunto de 59 medidas ajustando a regulamentação do setor de meios de pagamentos no Brasil.

Entretanto, com foco no mercado brasileiro, após significativo avanço na agenda regulatória promovida pelo BACEN, associada à evolução tecnológica, os quais baratearam os custos operacionais, as barreiras de entrada no segmento foram flexibilizadas, favorecendo o surgimento de *Neobancos* e *Fintechs* de pagamentos, atraídos pela lucratividade do setor (Temelkov, 2022).

Sabe-se, por óbvio, que produtos com altas elasticidades-preço da demanda mostram uma sensibilidade maior na quantidade demanda diante de variações nos preços, seja para mais ou para menos.

Além da sensibilidade ao preço, outros fatores também podem contribuir para os efeitos da elasticidade nos produtos. Nessa linha de raciocínio, em estudo recente publicado, identificou-se que os brasileiros consideram a possibilidade de parcelamento de compras, a agilidade no pagamento, a possibilidade de efetuar compras na internet e o prazo de pagamento, nesta ordem, como os principais atributos para a utilização do cartão de crédito (Instituto Data Folha - Abecs, 2024). Tal informação reforça a relevância do presente trabalho para o cenário econômico brasileiro.

Além desta introdução, o trabalho possui mais quatro seções. A seção dois apresenta uma breve revisão de literatura relacionada ao tema, a seção três explicita a base de dados e o modelo econométrico utilizados, enquanto a seção quatro expõe e discute os resultados e, por fim, a seção cinco consolida os resultados do trabalho.



?

2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A literatura sobre o impacto das políticas de desconto na anuidade dos cartões de crédito é restrita em relação ao comportamento do consumidor e das estratégias das instituições financeiras. No entanto, Ausubel (1991) sugere que os consumidores tendem a se comportar de maneira irracional ao contratar operações de cartão de crédito, mantendo preferência pelo cartão mesmo diante de opções de crédito com juros mais baixos. Esse comportamento pode ser influenciado por fatores adicionais, como benefícios e recompensas associadas ao uso do cartão (Beales e Plache, 2014).

Lia et al. (2008) argumentam que os cartões de crédito são uma ferramenta crucial para a manutenção do poder de compra e a inclusão dos indivíduos na sociedade de consumo. Em consonância, identificaram que a principalidade dos gastos e a oferta de benefícios são fatores determinantes para o uso do cartão de crédito pelos consumidores brasileiros. Essa perspectiva é reforçada por estudos que mostram como a competição no mercado de cartões de crédito pode influenciar o comportamento dos consumidores e a rentabilidade das instituições.

A entrada de novos competidores no mercado de cartões de crédito, como as fintechs, tem levado a uma redução das barreiras de entrada e aumentado a competição. Estudos como o de Grodzicki (2023) sobre a evolução da competição no mercado de cartões mostram como novos entrantes desafiam os incumbentes e promovem inovações no setor.

A competição e precificação no mercado de cartões de crédito são aspectos essenciais para entender as dinâmicas de mercado. Stango (2000) analisou esses fatores, fornecendo uma base teórica para compreender como a competição pode influenciar a precificação e a oferta de serviços financeiros.

No contexto brasileiro, as Fintechs e *Neobancos* têm desempenhado um papel crucial na alteração da dinâmica do mercado, oferecendo tarifas reduzidas ou mesmo gratuitas para atrair

clientes (Temelkov, 2022). Essa estratégia, centrada na isenção de tarifa de anuidade, é frequentemente utilizada para captar e reter clientes.

O desconto e/ou isenção de anuidade adotados no Brasil encontra terreno fértil, pois há margem de consumo na receita de intercâmbio, compensando, assim, a renúncia de receita com a anuidade. Há, contudo, uma tendência do Banco Central do Brasil em aplicar um limite para a receita de intercâmbio no crédito, conforme sustentam Barbosa et al. (2024).

A regulação das taxas de intercâmbio e seu impacto no mercado de cartões é um tema relevante, uma vez que interfere diretamente na rentabilidade do produto. Ardizzi et al. (2021) avaliaram o impacto da implementação do cap na taxa de intercâmbio sobre a quantidade de transações com cartões em países da União Europeia, destacando a importância de uma regulação equilibrada para proteger os consumidores sem comprometer a competitividade das instituições financeiras.

Tan (2020), por sua vez, investigou essa regulação e seu impacto sobre os mercados de cartões de crédito, ressaltando a necessidade de políticas bem estruturadas para equilibrar os interesses dos consumidores e das instituições financeiras.

Os efeitos distributivos dos preços dos cartões de pagamento e a transferência de custos dos comerciantes também são temas relevantes. Felt et al. (2023) e Felt et al. (2020) analisaram esses efeitos nos Estados Unidos e no Canadá, fornecendo insights valiosos sobre como as políticas de precificação podem afetar diferentes segmentos da população.

Há, contudo, outros aspectos que também influenciam a utilização do cartão de crédito. A elasticidade da demanda em relação às taxas de juros dos cartões de crédito é outro aspecto capital. Dias (2023) investigou a sensibilidade da demanda à taxa de juros do cartão de crédito no Brasil, concluindo que mudanças nas taxas podem ter um impacto significativo no comportamento dos consumidores. Este estudo complementa as descobertas de Beales e Plache (2014), que analisaram o comportamento de uso rotativo dos cartões de crédito.

Stavins (1996) investigou a elasticidade da demanda como uma explicação para a rigidez das taxas de juros dos cartões de crédito,

destacando a necessidade de políticas flexíveis para atender às demandas dos consumidores e manter a competitividade do mercado.

Além das taxas de juros e benefícios, o status associado ao uso de certos cartões também constituem fator motivador para utilização pelos consumidores. Burstyn et al., (2018) exploraram o conceito de "bens de status" e como cartões de crédito de alto prestígio podem influenciar o comportamento de consumo, sugerindo que a percepção de exclusividade pode ser um diferencial significativo.

O debate sobre bens de status é profícuo, tendo como marco a proposta de Veblen (1899) que identificou que haveria bens adquiridos pelos consumidores não só pela utilidade objetiva deles, mas também pela distinção social que a posse de tal elemento poderia significar.

Rodrigues-Neto et al. (2008), por sua vez, investigam alguns trabalhos que buscam identificar a utilidade social desses bens em uma cesta de consumo, passando por setores da moda e da indústria automobilística. As conclusões deles evidenciam que, ao longo do tempo, os bens de status mudam, de acordo com as gerações e o momento histórico vivido. No entanto, a categoria desse tipo de bens continua existindo.

Nesse sentido, é possível inferir que os cartões de crédito e seus diferentes segmentos e perfis são objetos capazes de trazer distinção social. Quanto mais exclusivo é o cartão, mais destaque social ele pode trazer ao seu portador, assim como mais vantagens e benefícios são oferecidos a ele pela instituição financeira, a fim de manter o cliente. O oposto também é verdadeiro: quanto mais popular é segmento do cartão de crédito, mais fácil é o acesso a ele, e menos prestígio ele pode gerar ao seu portador, assim como menos benefício e vantagens são oferecidos.

O comportamento dos consumidores em relação ao uso de cartões de crédito também é influenciado pela educação financeira e pelo conhecimento sobre o produto. Shefrin e Nicols (2014) destacam a importância da educação financeira para evitar o endividamento excessivo e promover o uso responsável dos cartões de crédito.

Fulford, Schuh e Fulford (2020) investigaram as diferenças no uso rotativo versus o uso de conveniência dos cartões de crédito, utilizando dados de agências de crédito dos EUA. Este estudo revela importantes

diferenças no comportamento dos consumidores, com implicações significativas para a gestão do risco de crédito.

O conhecimento dos cartões de crédito e a motivação social também são fatores importantes. Limbu (2017) explorou esses aspectos entre estudantes universitários, ressaltando a importância da educação financeira para evitar o uso irresponsável dos cartões.

A segurança da transação de pagamentos configura-se como um critério de escolha do meio predominante de pagamentos. Isso ocorre porque as fraudes podem resultar em perdas financeiras substanciais para empresas e consumidores, conforme sustentam Eldin et al. (2019) e Modi et al. (2013).

No Brasil, fatores macroeconômicos também influenciam o mercado de cartões de crédito. Crumpton et al. (2016) avaliaram as políticas públicas no Brasil e nos Estados Unidos, enquanto Sachs e Vicente (2020) estudaram o impacto das *fintechs* no cenário financeiro brasileiro, destacando a transformação causada por essas novas tecnologias em meios de pagamento.

A inadimplência em cartões de crédito representa implicações para a estabilidade e rentabilidade das instituições financeiras. Yeh e Lien (2009) destacam que o aumento nas taxas de inadimplência coloca as instituições em risco de perdas financeiras substanciais, pois afeta diretamente o fluxo de caixa e a saúde financeira dessas organizações, podendo ocasionar reavaliação dos seus critérios de concessão de crédito.

Considerando o conjunto de variáveis descritos que podem influenciar o comportamento do consumidor e por consequente o uso do cartão e o faturamento, optou-se pela utilização do método de Diferença em Diferenças (DID) para avaliação da influência da política no faturamento dos clientes.

A metodologia (DID) é uma ferramenta robusta para avaliar o impacto de intervenções políticas, como a isenção de anuidade em cartões de crédito, sobre variáveis como o faturamento. Esse método nos permite isolar o efeito da intervenção ao comparar a mudança no desfecho de interesse entre um grupo tratado e um grupo de controle ao longo do tempo. De acordo com Callaway e Sant'Anna (2021), a abordagem é especialmente útil em cenários com múltiplos períodos e variação no momento da implementação da intervenção, permitindo

identificar efeitos dinâmicos e heterogêneos do tratamento (Callaway e Sant'Anna, 2021).

Este trabalho busca contribuir para a literatura científica que investiga as estratégias de instituições financeiras, ao trazer evidências empíricas baseadas em dados de um dos maiores bancos múltiplos de varejo do Brasil. Ao analisar a influência da política de desconto de anuidade dos cartões de crédito sobre o faturamento, este estudo amplia a compreensão sobre a eficácia dos incentivos financeiros na retenção de clientes.



3

3

METODOLOGIA

Para o presente estudo, a utilização do DID se justifica pela necessidade de controlar variáveis não observáveis que podem influenciar tanto a adoção da política de isenção quanto o faturamento dos cartões de crédito. Callaway e Li (2019) ressaltam que, para a validade do DID, a suposição de tendências paralelas deve ser satisfeita. Isso significa que, na ausência do tratamento, as trajetórias das variáveis de interesse nos grupos de tratamento e controle seriam semelhantes ao longo do tempo (Gertler et al., 2016). A complexidade de isolar todas as variáveis de influência torna essa metodologia ainda mais relevante, pois permite controlar fatores que não variam ao longo do tempo ou que são constantes entre os grupos comparados.

Além disso, o método DID possibilita a inclusão de covariáveis observadas para ajustar possíveis diferenças nas características iniciais entre os grupos, conforme discutido por Heckman et al. (1998). Esse ajuste é essencial para lidar com a heterogeneidade entre os indivíduos e garantir que as diferenças observadas no desfecho sejam atribuídas à política de isenção de anuidade, e não a outros fatores externos (Heckman e Todd, 1998). A robustez do método é evidenciada por sua capacidade de gerar estimativas válidas mesmo em cenários com variação no tempo da intervenção, tornando-o uma ferramenta poderosa para a análise de políticas públicas e suas implicações econômicas.

3.1 Dados

Para a realização deste trabalho, foram utilizados dados em painel de cartões de crédito emitidos por uma instituição financeira brasileira, independente da data da emissão do cartão ou canal de contratação. A base de dados utilizada considerou o faturamento mensal de 18.406.350 clientes, de um grande banco brasileiro, ao longo dos anos de 2021 a 2024, totalizando 394 milhões de registros.



Para cada mês de faturamento, também foi observado a principalidade³ do *spend*, ou seja, se o cliente gastou mais no banco de estudo ou na concorrência. Considerou-se ainda, a situação de inadimplimento e o segmento do cliente, segundo o perfil de renda e/ou investimentos mantidos no banco e uma variável *dummy* indicativa se houve desconto de anuidade ou não no mês de observação.

A base de dados conta com variáveis para identificação do cliente, ano, mês, faturamento no banco e no SFN, isenção da anuidade e segmento do cliente, conforme tabela a seguir:

Tabela 1 – Variáveis observadas	
Variáveis	Nome da variável
Código de observação	cod_obs
Nível de segmentação do cliente conforme a renda e investimentos	segm_cli
Ano da observação	ano
Mês da observação	mes
Valor da fatura do ano e mês de observação em R\$ no banco	vl_ttl_fat
Valor do log em base 10, do faturamento observado no mês	lg_fatu
Valor da fatura do ano e mês de observação em R\$ no SFN	vlr_fat_sfn
Principalidade dos gastos de cartão na instituição financeira de origem (1 - sim; 0 - não)	princ_if_origem
Inadimplente	inad
Gênero do cliente (1 – Masculino, 0 – Feminino)	in_genero
Idade do cliente	idade
Informação se o cliente é isento ou não de anuidade (1 - isento; 0 - não isento)	an_isenta

³ Principalidade significa ser a primeira escolha dos clientes quando precisam de serviços financeiros, sendo uma informação essencial para as instituições financeiras.

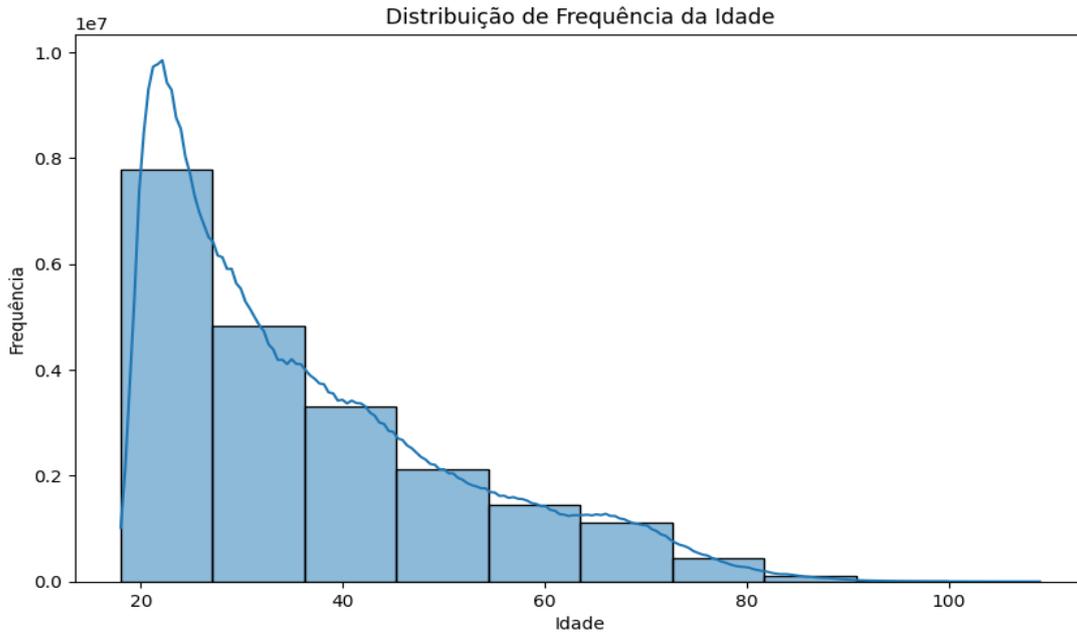
Fonte: Elaborado pelo autor

No tratamento dos dados foram considerados os clientes maiores de 18 anos e com faturamento no mês igual ou superior a R\$ 1, também foram excluídos os clientes que faleceram durante o período do estudo. Este ajuste se mostra relevante uma vez que garante a robustez e a representatividade da amostra, excluindo outliers e variáveis que poderiam distorcer os resultados. Além disso, a inclusão apenas de clientes ativos e com transações mínimas mensuráveis permite avaliar com maior precisão o impacto da política analisada, eliminando vieses que poderiam surgir de dados inconsistentes ou irrelevantes.

Para analisar a distribuição etária da população estudada, foi elaborado um histograma de frequência, conforme ilustrado na Figura 1. O histograma revela uma distribuição assimétrica à direita, com a maioria das observações concentradas nas faixas etárias mais jovens. O pico da distribuição ocorre em torno dos 20 anos, indicando uma alta concentração de indivíduos nessa faixa etária. A frequência diminui gradualmente conforme a idade aumenta, com uma queda acentuada após os 40 anos. Essa distribuição sugere que a população estudada é predominantemente jovem, com uma menor representação de indivíduos mais velhos.

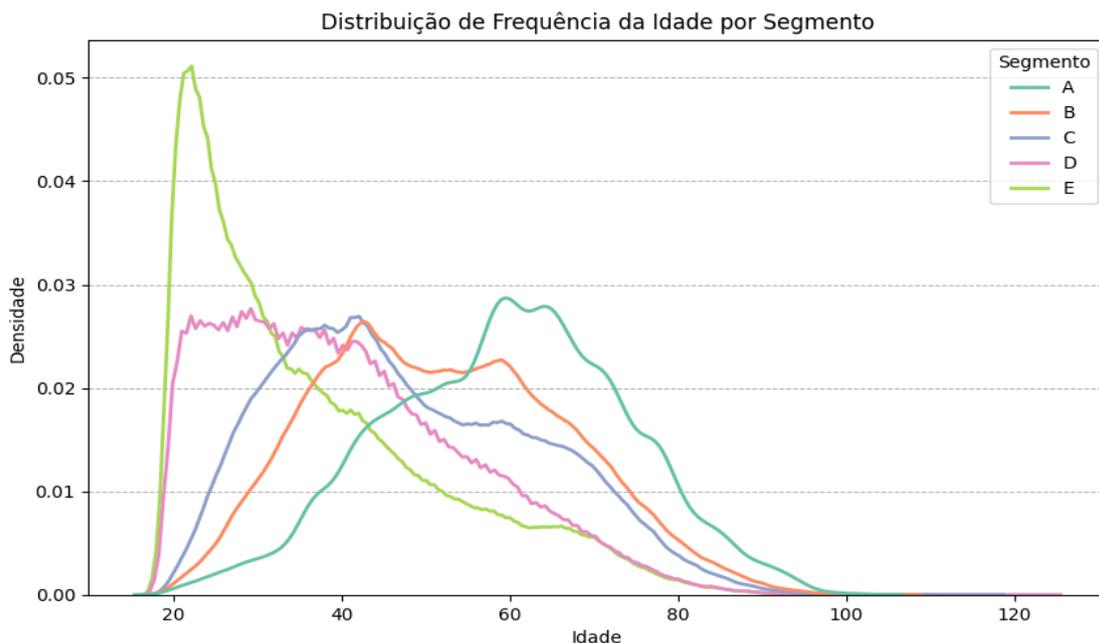
A cauda longa da distribuição, que se estende até os 100 anos, indica a presença de alguns indivíduos em faixas etárias mais avançadas, embora em menor quantidade. Essa análise é fundamental para entender a composição etária da população estudada e suas implicações para os resultados da pesquisa.

Figura 1 – Distribuição de Frequência da idade



Quando analisada a distribuição da faixa etária por segmento de clientes, conforme Figura 2, observa-se a existência de um pico de concentração nos segmentos D e E na faixa dos 20 anos. Já para os segmentos B e C este pico é alcançado na faixa dos 40 anos. Em relação ao segmento A, este se mostra com um pico de concentração na faixa dos 60 anos. A distribuição da faixa etária por segmento mostra uma tendência de clientes mais velhos nos segmentos de maior renda.

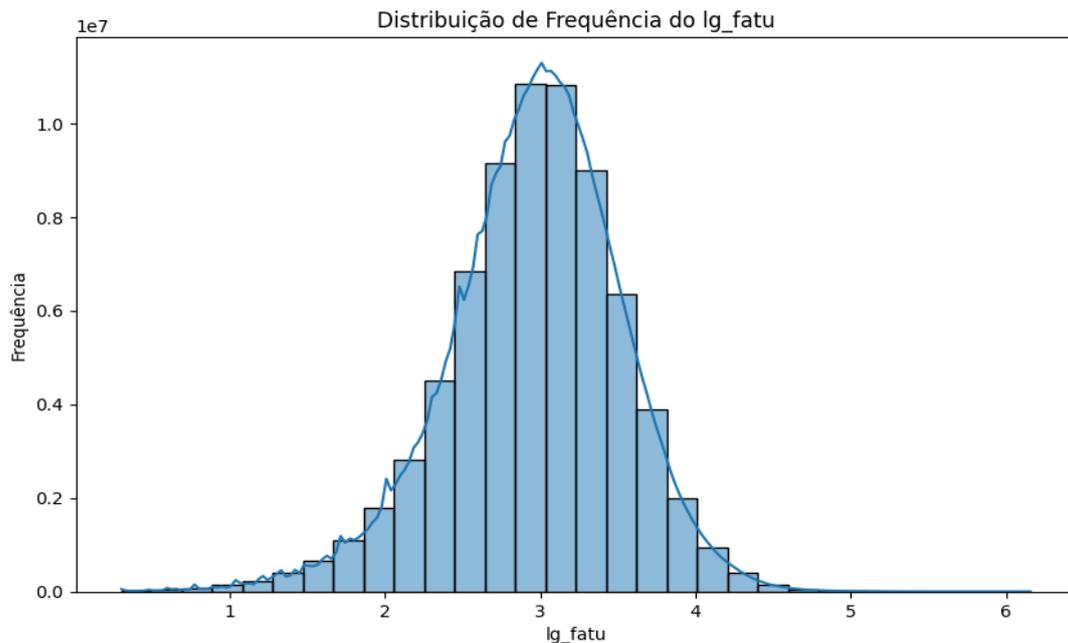
Figura 2 – Distribuição de Freq. da Idade por Segmento



Observa-se que a distribuição dos dados de faturamento, Figura 3, se aproxima de uma curva normal, com uma média centralizada em torno de 3. A simetria e a forma de sino da distribuição indicam que a maioria dos valores de “lg_fatu” se concentra em torno da média, com uma diminuição gradual na frequência à medida que se afastam dessa média.

A normalidade dos dados é desejável para a robustez dos resultados da pesquisa, pois muitas técnicas estatísticas, como testes de hipóteses e intervalos de confiança, assumem que os dados seguem uma distribuição normal (Pino, 2014). Isso permite inferências mais precisas e generalizáveis sobre a população estudada, aumentando a validade e a confiabilidade das conclusões do estudo. Além disso, a distribuição normal facilita a utilização de modelos econométricos e a interpretação dos coeficientes obtidos, assegurando que os resultados sejam robustos e estatisticamente significativos.

Figura 3 – Distribuição de Frequência Log_Fatu



3.2 Modelo Econométrico

A fim de identificar o impacto da política de isenção de anuidade no faturamento de cartões, utilizaremos o método de diferença-em-diferenças (diff-in-diff). Segundo Ardizzi, et al. (2021), em estudo aplicado para avaliação do impacto da implementação do cap, na taxa de intercâmbio, na quantidade de transações com cartões em países da União Europeia, a utilização do modelo DID depende do

atendimento de três hipóteses: o tratamento ser aleatório, o grupo tratado e o de controle possuam características similares não correlacionadas ao tratamento e, a dinâmica da variável de interesse seja similar em ambos os grupos antes do tratamento.

A metodologia de Diferença em Diferenças (DID) é uma ferramenta amplamente utilizada para avaliar o impacto de intervenções em estudos de políticas públicas e economia. Esta seção discutirá as abordagens propostas por Heckman e Todd (1997), Abadie (2005), e Sant'anna e Zhao (2020), destacando as suas particularidades e metodologias.

Heckman et al. (1998) propuseram uma abordagem que combina métodos de *matching* com diferença em diferenças para corrigir possíveis vieses de seleção. A premissa básica é que, ao combinar *matching* com DID, pode-se controlar tanto por variáveis observáveis quanto por não observáveis que sejam constantes ao longo do tempo. A fórmula básica para o estimador DID é:

$$\Delta Y = (Y_{1,t} - Y_{1,t-1}) - (Y_{0,t} - Y_{0,t-1}) \quad (1)$$

Onde:

$Y_{1,t}$ e $Y_{1,t-1}$ são as médias das variáveis de interesse para o grupo tratado nos períodos após e antes do tratamento.

$Y_{0,t} - Y_{0,t-1}$ são as médias das variáveis de interesse para o grupo de controle nos períodos após e antes do tratamento.

A proposta de inovação trazida por Heckman e Todd (1998) foi usar um procedimento de *matching* para parear indivíduos tratados e não tratados com base em características observáveis antes de aplicar o DID. Tomando o modelo de regressão linear:

$$Y_{i,t} = \alpha + \beta D_{i,t} + \gamma X_i + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

Onde Y é a variável dependente, D é a variável indicadora de tratamento (1 se o tratamento foi aplicado, 0 caso contrário), X são as covariáveis constantes observáveis, e ε é o termo de erro.

As expectativas condicionais podem ser entendidas como sendo:

$$\mu_{0,1}(X) = E[Y | X, D = 0, t = 1] \quad (3)$$

$$\mu_{0,2}(X) = E[Y | X, D = 0, t = 2] \quad (4)$$

Considerando a equação de diferença em diferenças para obtenção da média dos efeitos do tratamento no tratado (ATT):

$$\hat{\delta}_{ATT}^{2x2} = (E[Y_{i,t=2}(1)|D_i = 1] - E[Y_{i,t=1}(1)|D_i = 1]) - (E[Y_{i,t=2}(0)|D_i = 0] - E[Y_{i,t=1}(1)|D_i = 0]) \quad (5)$$

Substituindo as definições para construção de um contrafactual adequado, que considere a trajetória do grupo de controle com a distribuição de covariáveis do grupo tratado, temos:

$$\beta^{OR-DD} = (E[Y|X, D = 1, t = 2] - E[Y|X, D = 1, t = 1]) - (\mu_{02}(X) - \mu_{01}(X)) \quad (6)$$

Tendo em vista que se quer a construção de um contrafactual que considere a trajetória do grupo de controle com a distribuição de covariáveis específicas do grupo tratado (X^T), obtém-se:

$$\hat{\beta}_{ATT}^{OR-DD} = (E[Y|X, D = 1, t = 2] - E[Y|X, D = 1, t = 1]) - [\mu_1(X^T) - \mu_0(X^T)] \quad (7)$$

Simplificando a notação, com $\bar{Y}_{1,1}$ representando $E[Y|X, D = 1, t = 1]$ e com $\bar{Y}_{1,2}$ representando $E[Y|X, D = 1, t = 2]$, chega-se a:

$$\hat{\beta}_{ATT}^{OR-DD} = (\bar{Y}_{1,2} - \bar{Y}_{1,1}) - [\mu_1(X^T) - \mu_0(X^T)] \quad (8)$$

Abadie (2005), por sua vez introduziu os estimadores semiparamétricos para Diferença em Diferenças, que relaxam algumas das restrições fortes impostas pelos métodos tradicionais de DID. Este método é particularmente útil quando as trajetórias dos grupos de tratamento e controle não são paralelas antes da intervenção. A abordagem semiparamétrica utiliza uma estratégia de duas etapas para estimar o efeito médio do tratamento.

A abordagem de Abadie (2005), utiliza técnicas de matching para criar grupos de comparação potencialmente mais adequados, onde unidades de tratamento e controle são pareadas com base em características observáveis. Este passo contribui para redução do viés de seleção por características observáveis e aumenta a validade causal da estimativa.

$$\delta^{IPW} = \frac{1}{E_N[D]} E \left[\frac{D - \hat{p}(X)}{1 - \hat{p}(X)} (Y_1 - Y_0) \right] \quad (9)$$

Aqui, $\hat{p}(X)$ é um estimador para o verdadeiro score de propensão, que seria a probabilidade do indivíduo ser tratado baseado nas características observáveis, reduzindo a dimensão de X a um escalar. Já

$E_N[D]$ representa a proporção média de unidades que receberam o tratamento na amostra. Por fim Y_1 e Y_0 seriam as médias das variáveis de resultado dos tratados e não tratados no período de tratamento. Desta forma se obtém a seguinte equação para o cálculo do DID:

$$\delta^{IPW-DD} = \frac{1}{E_N[D]} E \left[(\bar{Y}_{1,2} - \bar{Y}_{1,1}) - \frac{(1-D) \hat{p}(X)}{1 - \hat{p}(X)} (\bar{Y}_{0,2} - \bar{Y}_{0,1}) \right] \quad (10)$$

Sant'Anna e Zhao (2020) propuseram um estimador DID duplamente robusto que combina métodos de imputação e ponderação para melhorar a eficiência e a robustez das estimativas. Esse método é chamado de "doubly robust" porque produz estimativas consistentes se pelo menos um dos modelos (o de imputação ou o de ponderação) estiver corretamente especificado. A formulação do estimador é:

$$\beta^{DRDID} = E \left[\left(\frac{D}{E[D]} - \frac{\frac{p(X)(1-D)}{(1-p(X))}}{E \left[\frac{p(X)(1-D)}{(1-p(X))} \right]} \right) (\Delta Y - \mu_{0,\Delta(X)}) \right] \quad (11)$$

Podemos reescrever a equação em função de X^T como:

$$\beta^{DRDID} = E \left[\left(\frac{D}{E[D]} (\bar{Y}_{1,2} - \bar{Y}_{1,1}) - \frac{\frac{p(X)(1-D)}{(1-p(X))}}{E \left[\frac{p(X)(1-D)}{(1-p(X))} \right]} \right) (\mu_1(X^T) - \mu_0(X^T)) \right] \quad (12)$$

As metodologias de Heckman e Todd (1998), Abadie (2005) e Sant'Anna e Zhao (2020) apresentam diferentes vantagens e desvantagens que são adequadas para variados contextos de pesquisa. A proposta de Heckman et al. (1998) com o método de matching com DID é eficaz para controlar variáveis observáveis e não observáveis constantes ao longo do tempo, mas pode ser limitado pela suposição de tendências paralelas entre os grupos de tratamento e controle.

Abadie (2005) por sua vez, apresenta uma abordagem semiparamétrica flexível e ajustada para trajetórias não paralelas, sendo útil em contextos no qual as características observadas diferem significativamente entre os grupos antes da intervenção.

Já Sant'Anna e Zhao (2020) desenvolvem o método duplamente robusto que melhora a eficiência e oferece maior proteção contra especificações incorretas dos modelos, proporcionando estimativas consistentes em uma gama mais ampla de situações.

Para validar a robustez estatística dos modelos para o caso de investigação do artigo, recomenda-se a aplicação de testes que comparem a consistência das estimativas obtidas por cada método. Um procedimento comum é a utilização de bootstrap para calcular os intervalos de confiança das estimativas e realizar testes de hipótese sobre as diferenças entre os efeitos médios do tratamento estimados por cada abordagem. Além disso, a aplicação de testes de placebo, onde a intervenção é atribuída a um período no qual não ocorreu, pode ajudar a verificar a presença de vieses.

A abordagem mais robusta para o estudo específico deve ser escolhida com base na capacidade de cada metodologia em lidar com as características dos dados e a natureza da intervenção. Recomenda-se realizar uma análise de sensibilidade utilizando diferentes metodologias para confirmar a estabilidade dos resultados.

O grupo de controle proposto é composto por clientes que não foram beneficiados pela política de isenção de anuidade, permitindo a comparação com aqueles que receberam a isenção para o período de análise. A fim de garantir que as diferenças observadas entre os grupos sejam atribuídas à política de isenção e não a outras variáveis não observáveis, foi gerado uma amostra aleatória dos clientes do mesmo segmento que possuíam produto na modalidade sem anuidade e sem benefícios que não foram afetados pela política, de forma a aproximar ao grupo tratado em termos de características observáveis.

Grupo de Tratamento: Clientes que tiveram isenção de anuidade (anuidade = 1).

Grupo de Controle: Clientes que não tiveram isenção de anuidade (anuidade = 0).

Para o grupo de tratamento foram selecionados os clientes que receberam o tratamento na data de implementação da política de desconto e permaneceram tratados ao longo do tempo analisado.

O estudo considera o caso no qual diferenças nas características não observáveis criam resultados dinâmicos não paralelos para o grupo

tratado e não tratado (Abadie, 2005). Segundo os autores, nesta situação, uma estratégia simples de duas etapas pode ser usada para estimar o efeito médio do tratamento para o tratado.

O modelo ainda possui um quadro que permite o uso de covariáveis para descrever como a média dos efeitos do tratamento variam com a mudança nas características observadas.



4

4

RESULTADOS

Após a organização dos dados para aplicação da regressão para cada estimador das seis abordagens distintas, obteve-se o seguinte conjunto de resultados.

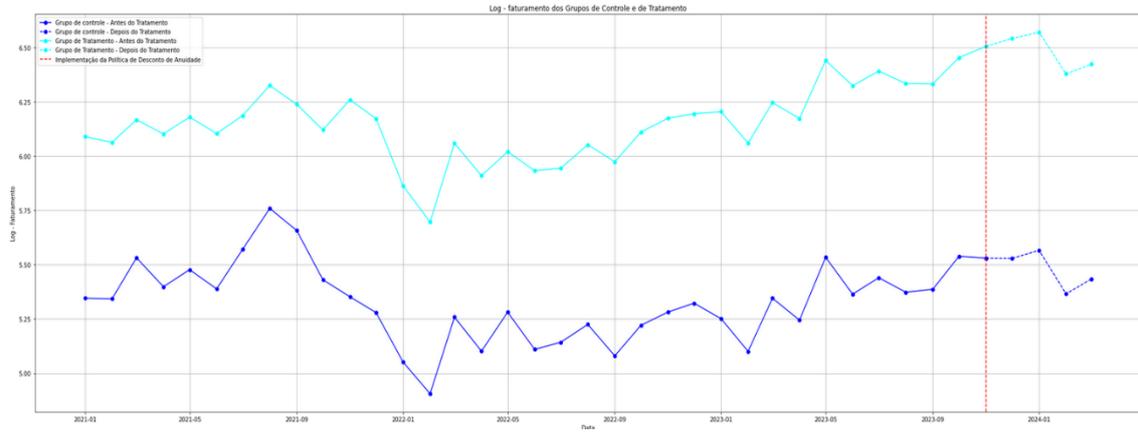
4.1 DID Canônico

O modelo canônico de Diferença em Diferenças (DID) é a abordagem mais básica e amplamente utilizada na literatura econométrica para estimar o impacto causal de uma intervenção. Ele assume que a diferença média entre os grupos de tratamento e controle no período pré-tratamento capturará todas as diferenças não observáveis que poderiam influenciar a variável de interesse, desde que essas diferenças sejam constantes ao longo do tempo. No caso da política de isenção de anuidade, o coeficiente estimado de 0,0103 sugere que o faturamento dos clientes que receberam o tratamento e permaneceram tratados ao longo do tempo, aumentou, em média, aproximadamente 1%, comparado aos clientes que não receberam tratamento.

A robustez dos resultados do DID canônico depende criticamente da suposição de tendências paralelas, que postula que, na ausência do tratamento, a diferença entre os grupos de tratamento e controle teria permanecido constante ao longo do tempo. Esta suposição não pode ser diretamente testada, mas sua validade pode ser indiretamente avaliada através de gráficos de tendência paralelas. A significância estatística do coeficiente, com um p-valor próximo de zero, reforça a confiabilidade da estimativa.



Figura 4 – Log Faturamento - Observação de Tendências Paralelas



Outra limitação do DID canônico é a sua incapacidade de controlar para variáveis observáveis que possam estar correlacionadas com o tratamento e com a variável de resultado. Essa limitação é particularmente importante em contextos no qual existem fatores observáveis que afetam tanto a propensão a receber o tratamento quanto o resultado. No caso analisado, é possível que características como a renda e o comportamento de gastos dos clientes estejam influenciando os resultados, o que justifica a inclusão de covariáveis em modelos mais avançados.

Tabela 2 – Distribuição dos Resultados | DID Canônico

Modelo Abordagem Segmento	Coefficiente DID	t-score	Interv. Confiança 95%	R ²
DID Canônico População	0.0103** (0.0008)	128.536	[0.009 – 0.012]	0.061
Segmento A	0.055** (0.0104)	52.479	[0.034 – 0.075]	0.260
Segmento B	0.049** (0.0011)	423.685	[0.046 – 0.051]	0.138
Segmento C	0.0032** (0.0016)	20.784	[0.0002 – 0.0063]	0.032
Segmento D	-0.014** (0.0032)	-43.167	[-0.020 – -0.008]	0.005
Segmento E	-0.065** (0.007)	-96.522	[-0.078 – -0.052]	0.002

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01. Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2 DID Canônico com Covariáveis

A inclusão de covariáveis no modelo de Diferença em Diferenças visa controlar para diferenças observáveis entre os grupos de tratamento e controle que poderiam influenciar os resultados, melhorando a precisão da estimativa do efeito causal. No caso analisado, foram incluídas as variáveis de idade e gênero para calibrar o comportamento de gastos dos clientes. O coeficiente estimado de 0.0103 foi idêntico ao modelo Canônico e, embora tenha a inclusão de covariáveis aumentado o valor de R^2 , esta elevação não se mostrou relevante para alterar a influência no resultado da população.

A inclusão de covariáveis melhora a eficiência do estimador, resultando em estimativas mais precisas dos efeitos do tratamento. O erro padrão permanece em 0.030, indicando uma robustez similar à do modelo canônico.

Contudo, a inclusão de covariáveis em um modelo DID também introduz a necessidade de se certificar de que essas variáveis não sejam afetadas pelo tratamento. Se uma covariável for endógena, ou seja, se ela mudar em resposta ao tratamento, isso pode levar a uma estimativa enviesada do efeito do tratamento. No presente estudo, a inclusão de idade e gênero, que são características fixas ao longo do tempo do estudo, para cada indivíduo, minimiza essa preocupação, mas a inclusão de outras variáveis mais dinâmicas exigiria cautela adicional.

Tabela 3 – Distribuição dos Resultados | DID Canônico com Covariáveis

Modelo Abordagem Segmento	Coefficiente Idade	Interv. Confiança 95%	Coefficiente Gênero	Interv. Confiança 95%	Coefficiente DID	t-score	Interv. Confiança 95%	R ²
Segmento A	-0.009** (0.0002)	[-0.009 - - 0.008]	0.12** (0.006)	[0.106 - 0.128]	0.0705** (0.0102)	69.299	[0.0505 - 0.0904]	0.294
Segmento B	-0.0011** (0.0)	[-0.0011 - 0.0011]	-0.034** (0.0004)	[-0.034 - - 0.033]	0.049** (0.0011)	427.230	[0.046 - 0.051]	0.14
Segmento C	-0.0031** (0.0)	[-0.003 - - 0.003]	-0.043** (0.0003)	[-0.044 - - 0.043]	0.002 (0.0016)	15.819	[-0.0006 - 0.0055]	0.041
Segmento D	-0.0014** (0.0)	[-0.0014 - - 0.0014]	-0.0174** (0.0002)	[-0.018 - - 0.017]	-0.014** (0.0032)	-43.697	[-0.020 - - 0.008]	0.006
Segmento E	0.0005** (0.0)	[0.0005 - 0.0005]	-0.0190** (0.0002)	[-0.019 - - 0.018]	-0.065** (0.007)	-96.223	[-0.078 - - 0.052]	0.003

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.3 DID - Heckman (1997) - Outcome Regression

A abordagem de Outcome Regression de Heckman (1997) combina o DID com regressão de resultados para melhorar a estimativa do efeito causal, especialmente em cenários onde as variáveis observáveis diferem significativamente entre os grupos de tratamento e controle. Neste método, primeiro estimamos o resultado potencial no período pós-tratamento para o grupo de controle usando uma regressão baseada em dados pré-tratamento. Em seguida, essa estimativa é usada para ajustar o DID, resultando em um coeficiente de 0.0171.

O uso de regressão para ajustar os resultados permite controlar por variações nas características observáveis que não são diretamente capturadas pelo DID tradicional. Isso é particularmente útil em contextos no qual a suposição de tendências paralelas é plausível, mas as diferenças observáveis entre os grupos podem introduzir vieses. No estudo presente, o uso do Outcome Regression ajudou a refinar a estimativa do efeito da política de isenção, oferecendo uma visão mais precisa do impacto real da intervenção.

A aplicação do bootstrap para calcular os erros padrão nesta abordagem adiciona uma camada de robustez às estimativas, fornecendo intervalos de confiança que são menos sensíveis a suposições paramétricas rígidas. Isso é particularmente relevante em estudos com grandes amostras, como no caso presente, onde a variabilidade dos dados pode influenciar significativamente as estimativas de erro padrão. O erro padrão de 0.0032 sugere uma precisão elevada nas estimativas, com intervalos de confiança relativamente estreitos.

Embora poderoso, o método de Outcome Regression requer suposições adicionais sobre a forma funcional do modelo de regressão, que, se incorretas, podem introduzir viés. No entanto, quando as suposições são razoavelmente atendidas, como parece ser o caso aqui, essa abordagem pode fornecer estimativas mais confiáveis do efeito do tratamento em comparação com o DID canônico.

Tabela 4 – Distribuição dos Resultados | Heckman (1997) – Outcome Regression

Modelo Abordagem Segmento	Coefficiente DID	t-score	Interv. Confiança 95%
DID OR – Heckman (1997) População	0.0171** (0.0032)	5.4183	[0.012 – 0.024]
Segmento A	0.0766** (0.0018)	43.2964	[0.0737 – 0.0801]
Segmento B	0.0537** (0.0016)	33.7063	[0.0509 – 0.0567]
Segmento C	0.0047** (0.0022)	2.1305	[0.0002 – 0.009]
Segmento D	-0.0091 (0.0077)	-1.1893	[-0.0234 – 0.063]
Segmento E	-0.0671** (0.0196)	-3.4309	[-0.1122 – - 0.03]

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4 DID - Abadie (2005) - IPW Difference in Differences

A abordagem de Abadie (2005) utiliza a ponderação inversa de probabilidade (IPW) para ajustar o DID, atribuindo pesos aos indivíduos com base na probabilidade de receber o tratamento. Essa metodologia é particularmente útil em cenários onde a distribuição das covariáveis difere substancialmente entre os grupos de tratamento e controle. Neste estudo, o coeficiente estimado foi de 0.0162, com um erro padrão de 0.0002, destacando a eficiência do método.

O uso de IPW no contexto de DID oferece uma maneira poderosa de controlar para variáveis observáveis que podem estar correlacionadas tanto com o tratamento quanto com o resultado. Ao ponderar os indivíduos, essa abordagem ajusta as diferenças entre os grupos, tornando as estimativas menos sensíveis a vieses decorrentes de desequilíbrios na distribuição das covariáveis. O R-quadrado de 0.45 reflete a capacidade dessa abordagem em capturar uma proporção significativa da variabilidade nos dados, sugerindo que o modelo explica bem as diferenças no faturamento dos clientes.

Um ponto importante a ser considerado na aplicação de IPW é a necessidade de uma boa especificação do modelo de propensão. Se o modelo de propensão for mal especificado, as ponderações resultantes podem introduzir vieses, em vez de corrigi-los. No presente estudo, o modelo logit para propensão foi cuidadosamente especificado, incluindo variáveis como idade e gênero, que são importantes determinantes da probabilidade de receber a isenção de anuidade.

Embora a abordagem de Abadie (2005) ofereça vantagens claras em termos de robustez e precisão, ela também exige cuidado na interpretação dos resultados, especialmente em estudos observacionais onde a atribuição do tratamento pode não ser completamente aleatória. No entanto, com uma aplicação cuidadosa, essa metodologia pode fornecer estimativas muito robustas e confiáveis dos efeitos causais, como demonstrado neste estudo.

Tabela 5 – Distribuição dos Resultados | Abadie (2005) IPW

Modelo Abordagem Segmento	Coeficiente DID	t-score	Interv. Confiança 95%	R ²
DID Abadie (2005) IPW População	0.0162** (0.0002)	72.4035	[0.0157 – 0.0166]	0.45
Segmento A	0.0599** (0.0102)	5.8655	[0.0399 – 0.080]	0.26
Segmento B	0.0532** (0.0007)	77.7814	[0.052 – 0.054]	0.31
Segmento C	0.0054** (0.0005)	12.0471	[0.0045 – 0.0063]	0.29
Segmento D	-0.011** (0.0003)	-32.1270	[-0.012 – -0.010]	0.29
Segmento E	-0.0676** (0.0004)	-154.6525	[-0.0684 – - 0.0667]	0.19

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.5 DID - Sant'Anna e Zhao (2020) – Duplamente Robusto

O método Duplamente Robusto (DRDID) de Sant'Anna e Zhao (2020) combina a abordagem de IPW com uma regressão de resultados, oferecendo uma estratégia altamente robusta para estimar o efeito do tratamento. Chamado de "duplamente robusto", esse procedimento garante que a estimativa do efeito do tratamento é consistente se pelo menos um dos dois modelos (o modelo de propensão ou o modelo de regressão) for corretamente especificado. No estudo, o coeficiente estimado foi de 0.0171, mostrando a consistência deste método com a abordagem de Outcome Regression.

O DRDID é especialmente útil em cenários onde há preocupações sobre a especificação do modelo de propensão ou do modelo de regressão. Ao combinar ambas as abordagens, o DRDID oferece uma camada adicional de segurança contra possíveis erros de especificação, tornando as estimativas mais confiáveis. A aplicação do DRDID neste estudo, resultou em uma estimativa do efeito da política de isenção de anuidade que é robusta a diferentes especificações, oferecendo uma visão clara do impacto da intervenção.

Além disso, o DRDID é capaz de lidar com heterogeneidade nos efeitos do tratamento, algo que pode ser particularmente importante em estudos com grandes amostras e alta variabilidade entre os indivíduos, como o presente caso. Isso permite uma melhor captura das nuances do efeito da política de isenção, oferecendo uma estimativa mais precisa e generalizável.

Por fim, a simplicidade relativa do DRDID, aliada à sua robustez, torna-o uma ferramenta valiosa para análises econométricas em uma ampla gama de contextos. No estudo em questão, o DRDID se mostrou consistente com outras metodologias avançadas, reforçando a validade dos achados e a eficácia da política de isenção de anuidade na indução de aumento de faturamento.

Tabela 6 – Distribuição dos Resultados | Duplamente Robusto - Sant'Anna e Zhao (2020)

Modelo Abordagem Segmento	Coefficiente DID	t-score	Interv. Confiança 95%
DID DR Sant'Anna e Zhao (2020) População	0.0171** (0.0032)	5.3059	[0.0120 – 0.0241]
Segmento A	0.0765** (0.0015)	50.3412	[0.0739 – 0.0799]
Segmento B	0.0538** (0.0017)	31.3513	[0.0499 – 0.0567]
Segmento C	0.0045 (0.0005)	1.9541	[0.0003 – 0.0083]
Segmento D	-0.0088 (0.0077)	-1.1481	[-0.0234 – 0.0079]
Segmento E	-0.0665** (0.0198)	-3.3548	[-0.1119 – - 0.0306]

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.6 Discussão dos Resultados

Os resultados dos diferentes segmentos e abordagens no modelo de Diferença em Diferenças (DID), revelam heterogeneidade nos efeitos da isenção de anuidade sobre o faturamento, com pequenas variações entre os coeficientes estimados. O coeficiente mais alto foi obtido para o Segmento A (0.0766) na abordagem DDDR de Sant'Anna e Zhao (2020) e DID OR de Heckman (1997), o que sugere que os clientes de maior renda responderam mais à isenção da anuidade, resultando em um aumento no faturamento.

Esse resultado pode ser relacionado ao comportamento dos consumidores em relação a "bens de status", como discutido por Burstyn et al. (2018), bem como do consumo conspícuo trazido por Veblen (1899), onde o uso de cartões de alta renda é visto como um símbolo de prestígio e de distinção social. A exclusividade percebida nesses cartões para a alta renda, combinada com a isenção da

anuidade, torna-os ainda mais atraentes para esses consumidores, impulsionando o uso e, conseqüentemente, o faturamento.

Os resultados obtidos para o segmento B, por sua vez, também apresentam coeficientes positivos, sendo o valor mais alto de 0,0538 na abordagem DIDDR, refletem uma elasticidade-preço positiva, conforme previsto pela teoria do consumidor. Estudos como os de Stavins (1996) e Dias (2023) sugerem que consumidores em faixas de renda intermediária são mais sensíveis a variações de preço, o que explica o aumento no uso dos cartões de crédito quando há uma redução nos custos percebidos, como a isenção de anuidade.

No entanto, o impacto observado no Segmento C, 0.0054 na abordagem de Abadie (2005), é significativamente menor do que no Segmento B, o que pode ser atribuído à menor capacidade de gasto ou menor adesão ao crédito entre esses consumidores, refletindo uma menor elasticidade em comparação com o Segmento B.

Importante destacar que os coeficientes negativos obtidos nos segmentos D e E (-0,014 e -0,065, respectivamente) indicam que, para esses grupos de menor renda, a isenção de anuidade não resultou em um aumento de faturamento, mas sim no efeito oposto. Isso pode ser explicado pela relação entre inadimplência e capacidade de consumo nesses segmentos, conforme sugerido por Böröcz et al. (2016).

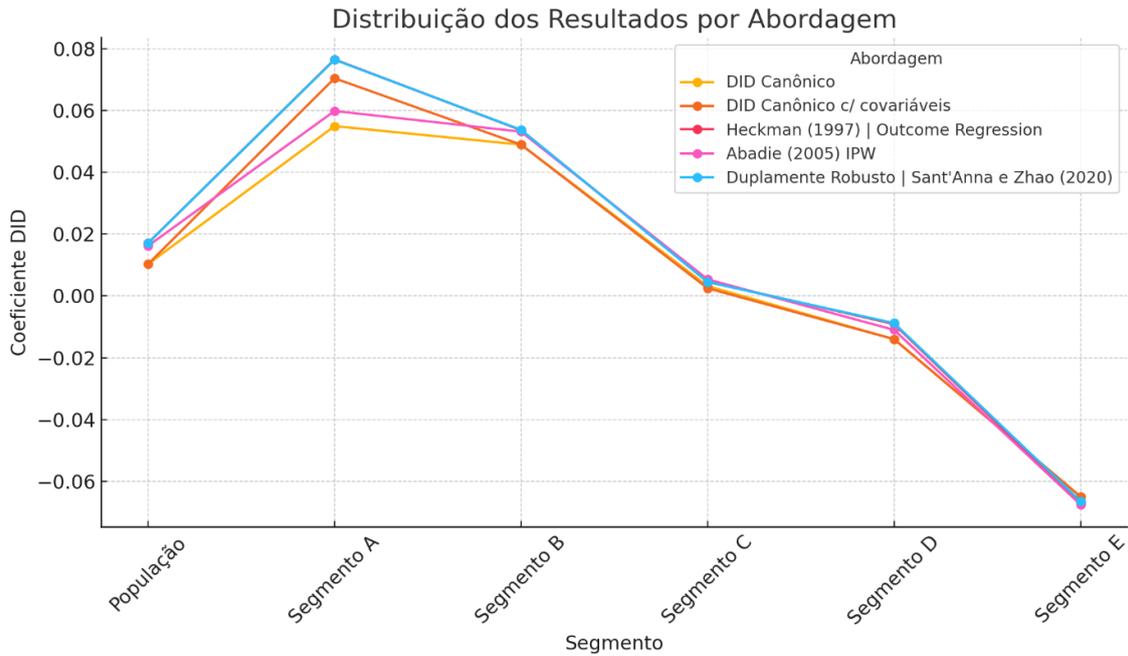
Consumidores de renda mais baixa podem ver a isenção de anuidade como uma oportunidade para obter crédito, mas sua capacidade de sustentar gastos elevados é limitada, levando a uma redução no faturamento médio por cliente ao longo do tempo. Essa divergência nos resultados entre os segmentos de renda mais alta e mais baixa reforça a necessidade de uma abordagem segmentada nas políticas de incentivo financeiro, conforme discutido por Dias (2023).

A análise comparativa dos coeficientes, combinada com as abordagens econométricas avançadas, como o DID Duplamente Robusto de Sant'Anna e Zhao (2020), reforça a robustez dos achados e destaca a importância de se ajustar para covariáveis como idade e gênero, que também podem influenciar a resposta à isenção de anuidade.

O modelo de Heckman (1997) de Outcome Regression e a abordagem de ponderação inversa de probabilidade (IPW) de Abadie (2005) ajustam essas diferenças entre os grupos de tratamento e

controle, aumentando a precisão das estimativas. Essas metodologias econométricas permitem controlar fatores que podem distorcer os efeitos observados, como a capacidade de consumo e a inclinação ao uso de crédito, garantindo que os resultados capturem o verdadeiro impacto da política de isenção em cada segmento.

Figura 4 – Distribuição dos Resultados por Abordagem





5

5

CONCLUSÃO

O presente trabalho buscou obter o impacto da política de descontos na anuidade de cartões de crédito sobre o faturamento de uma carteira de clientes de um grande banco de varejo brasileiro, por meio da aplicação do método de Diferença em Diferenças (DID). Os resultados obtidos contribuem para a literatura ao trazer evidências empíricas robustas sobre a eficácia de incentivos financeiros para determinados segmentos, particularmente em contextos de alta competitividade, onde a redução de barreiras, como a anuidade, pode ter efeitos positivos sobre o volume transacionado à luz do comportamento do consumidor.

Os diferentes modelos de Diferença em Diferenças aplicados neste estudo oferecem uma visão abrangente e robusta do impacto da política de isenção de anuidade sobre o faturamento dos clientes de um banco. Cada abordagem contribuiu com insights únicos, reforçando a confiabilidade dos resultados e oferecendo diferentes perspectivas sobre a eficácia da intervenção.

O modelo canônico de DID sugeriu um impacto positivo da política, mas a inclusão de covariáveis demonstrou que parte desse efeito pode ser atribuído a diferenças observáveis entre os grupos de tratamento e controle. A abordagem de Heckman (1997) forneceu uma estimativa ajustada mais refinada, enquanto o método de Abadie (2005) destacou a importância de controlar para a probabilidade de tratamento ao fornecer uma estimativa ainda mais robusta.

O método Duplamente Robusto de Sant'Anna e Zhao (2020) consolidou os achados, oferecendo uma estimativa que é consistente com diferentes especificações, reforçando a robustez dos resultados. Esses métodos avançados não apenas confirmam o impacto positivo da política, mas também aumentam a confiança na validade interna dos achados, ao controlar de forma mais eficaz para potenciais vieses.

No contexto do objetivo destacado, os resultados corroboram a hipótese de que a isenção de anuidade pode atuar como incentivo para aumentar o faturamento dos clientes, especialmente quando aplicada de forma direcionada aos segmentos de maior renda. Os resultados

econométricos oferecem suporte para a implementação de políticas semelhantes em outros contextos, desde que acompanhadas de análises que levem em conta a variabilidade e as características dos indivíduos.

Além disso, os resultados do presente estudo corroboram a teoria do comportamento do consumidor, conforme discutido por Beales e Plache (2014), que argumentam que consumidores tendem a se comportar de maneira irracional ao optar por cartões de crédito considerando alternativas de crédito mais baratas. O impacto positivo, ainda que modesto, da isenção da anuidade reforça essa preferência irracional observada na literatura. Some-se a isso que o comportamento dos consumidores em relação ao cartão de crédito sugere que a isenção da anuidade possa exercer um efeito psicológico, incentivando o uso e aumentando o volume transacionado, mesmo diante de alternativas a custos menores.

A sensibilidade dos consumidores às mudanças nos preços é uma evidência consistente com o conceito de elasticidade discutido por Stavins (1996). O aumento no faturamento dos clientes que permaneceram tratados após a isenção de anuidade, para os segmentos de maior renda (A e B), demonstra a presença de elasticidade-preço no mercado de cartões de crédito, o que está em linha com as conclusões de estudos prévios, como o de Dias (2023). Enquanto a literatura sugere que a elasticidade-preço pode explicar as escolhas dos consumidores em ambientes competitivos, nossos resultados reforçam a ideia de que, ao reduzir os custos percebidos (como a anuidade), há um incentivo direto para aumentar o uso do cartão, validando a eficácia das políticas de incentivo financeiro no setor.

Por outro lado, a análise dos segmentos C, D e E mostrou uma menor sensibilidade ao incentivo de isenção de anuidade, sugerindo que esse benefício não é tão atrativo para esses grupos. Neste sentido, futuras pesquisas poderão oferecer insights para estratégias de incentivo mais eficazes para esses segmentos.

Observa-se também que os achados se alinham com as análises de Liu, Margaritis e Zhang (2023), que discutem o impacto da regulação sobre a competição no mercado de cartões de crédito. No contexto brasileiro, a introdução de políticas de isenção de anuidade pode ser vista como uma resposta à necessidade de atrair clientes em um

ambiente altamente competitivo, especialmente com a entrada de novos players, como *neobancos* e *fintechs*.

A relevância dos cartões de crédito como bens de status, conforme discutido por Burstyn et al. (2018) e Veblen (1899), também encontra respaldo nos resultados deste estudo. A isenção de anuidade pode ser percebida não apenas como um benefício econômico, mas também como um componente que melhora o status associado ao uso do cartão. Isso é especialmente relevante para segmentos de clientes de alta renda, onde o uso de cartões que proporcionam benefícios, sem, contudo, cobrar uma anuidade, pode ser interpretado como um símbolo de prestígio e exclusividade, impulsionando ainda mais o uso e, conseqüentemente, o faturamento. Essa interpretação amplia o entendimento dos efeitos indiretos das políticas de anuidade sobre a lealdade e o comportamento do consumidor.

Importante destacar que este trabalho consiste em um estudo de caso econométrico realizado em um grande banco de múltiplo varejo no Brasil. Isso posto, sugere-se que pesquisas futuras ampliem o escopo para incluir múltiplas instituições e investiguem o impacto de outros fatores comportamentais sobre o uso do cartão de crédito.

De uma forma geral, as conclusões dos modelos podem ser úteis para a literatura sobre incentivos financeiros e políticas de fidelização de clientes. Oferece-se aqui evidências empíricas de que intervenções bem desenhadas podem ter efeitos positivos sobre os resultados financeiros das instituições. Assim, o estudo não apenas busca confirmar a eficácia da política analisada para os segmentos de alta renda, mas também tenta, dentro das limitações de um estudo de caso, auxiliar com pesquisas futuras sobre a aplicação de incentivos financeiros em diferentes contextos.



REFERÊNCIAS

REFERÊNCIAS

REFERÊNCIAS

- ABADIE, A. Semiparametric Difference-in-Differences Estimators. **The review of economic studies**, v. 72, n. 1, p. 1–19, 2005.
- ABECS. Análise ABECS - Relatório de Estatísticas Monetárias. **ABECS - Apresentações e Estudos Especiais**, p. 1–4, nov. 2023.
- ARDIZZI, G.; SCALISE, D.; SENE, G. Interchange Fee Regulation and card payments: a cross-country analysis. **Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area**, 2021.
- AUSUBEL, L. M. The Failure of Competition in the Credit Card Market. **The American Economic Review**, v. 81, n. 1, p. 50–81, 1991.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Sistema Gerenciador de Séries Temporais - SGS. 2024.**
- BARBOSA, K. et al. Payment card interchange fee regulation and financial institutions: The effects on traditional and fintech financial conglomerates*. **Finance Research Letters**, v. 64, p. 105491, 1 jun. 2024.
- BEALES, H.; PLACHE, L. L. Rationality, Revolving, and Rewards: An Analysis of Revolving Behavior on New Credit Cards. **Supreme Court Economic Review**, v. 21, n. 1, p. 133–156, 2014.
- BÖRÖCZ, J. et al. **Ákos Róna-Tas and Alya Guseva, 2014, plastic money: Constructing markets for credit cards in eight postcommunist countries, Stanford University Press.** Socio-Economic Review. **Anais...**Oxford University Press, 1 jan. 2016.
- BURSZTYN, L. et al. Status Goods: Experimental evidence from platinum credit cards. **Quarterly Journal of Economics**, v. 133, n. 3, p. 1561–1595, 2018.
- CALLAWAY, B.; LI, T. Quantile treatment effects in difference in differences models with panel data. **Quantitative Economics**, v. 10, n. 4, p. 1579–1618, 2019.
- CRUMPTON, C. D. et al. Evaluation of public policies in Brazil and the United States: a research analysis in the last 10 years. **Revista de Administração Pública**, v. 50, n. 6, p. 981–1001, dez. 2016.

DIAS, G. G. **Sensibilidade da demanda à taxa de juros do cartão de crédito: Uma abordagem empírica**. Dissertação—Brasília: Fundação Getúlio Vargas, 10 ago. 2023.

ELDIN MOHAMMED ABD EL-HAMID AHMED ABDYOU, H. et al. Machine Learning Techniques for Credit Card Fraud Detection. **Future Computing and Informatics Journal**, v. 4, n. 2, p. 98–112, 2019.

FELT, M. H. et al. Regressive effects of payment card pricing and merchant cost pass-through in the United States and Canada. **Journal of Banking & Finance**, v. 154, p. 106968, 1 set. 2023.

FELT, M.-H. et al. Distributional Effects of Payment Card Pricing and Merchant Cost Pass-through in the United States and Canada. **The Federal Reserve Bank of Kansas City Research Working Papers**, 18 dez. 2020.

FULFORD, S. L.; SCHUH, S. Revolving versus Convenience Use of Credit Cards: Evidence from U.S. Credit Bureau Data. **Journal of Money, Credit and Banking**, 20-12. v. 55, p. 1667–1701, dez. 2020.

GERTLER, P. J. et al. **Impact Evaluation in Practice, Second Edition**. Washington, DC: Inter-American Development Bank and World Bank, 2016.

GRODZICKI, D. **The Evolution of Competition in the Credit Card Market***. , 27 jun. 2023. Disponível em: <<https://ssrn.com/abstract=4493211>>

HECKMAN, J. J.; ICHIMURA, H.; TODD, P. E. Matching As An Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Programme. **Review of Economic Studies**, v. 64, n. 4, p. 605–654, 1997.

HECKMAN, J. J.; TODD, P. Matching As An Econometric Evaluation Estimator. **Review of Economic Studies**, v. 65, p. 261–294, 1998.

INSTITUTO DATA FOLHA - ABECS. **Estudo - Uso do Cartão de Crédito**. Disponível em: <https://api.abecs.org.br/wp-content/uploads/2024/01/745715_Relatorio_Uso-do-Cartao-de-Credito-final.pdf>. Acesso em: 24 out. 2024.

JACHEMET, B. **A regulação dos pagamentos eletrônicos: interoperabilidade e desafios jurídicos**. Dissertação—São Paulo, Brasil: Fundação Getúlio Vargas, 2018.

LIA, A. et al. **Uso do Cartão de Crédito Como Regulador do Estilo de Vida na Perspectiva dos Consumidores Endividados**. XXXII Encontro da ANPAD. **Anais**...Rio de Janeiro: 6 set. 2008.

LIMBU, Y. B. Credit card knowledge, social motivation, and credit card misuse among college students: Examining the information-motivation-behavioral skills model. **International Journal of Bank Marketing**, v. 35, n. 5, p. 842–856, 2017.

LIU, M. H.; MARGARITIS, D.; ZHANG, Y. The impact of regulation on credit card market competition: evidence from Australia. **Journal of Economics and Finance**, v. 47, n. 3, p. 669–689, 1 set. 2023.

MODI, H. et al. Fraud Detection in Credit Card System Using Web Mining. **International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering**, v. 1, n. 2, abr. 2013.

PINO, F. A. A questão da não normalidade: uma revisão. **Revista de Economia Agrícola**, v. 61, n. 2, p. 17–33, dez. 2014.

RODRIGUES, L. A.; OLIVEIRA, M. O. R. DE. O uso do cartão de crédito: o valor da marca e materialismo influenciam no comportamento impulsivo de compra? **Revista de Administração da UFSM**, v. 14, n. 3, p. 502–520, 4 out. 2021.

RODRIGUES-NETO, J. A.; FIORINI, L. C.; MAZALI, R. Bens de Status: características, literatura e novos avanços. **Revista Brasileira de Economia de Empresas**, v. 8, n. n. 1, 2008.

SACHS, J.; VICENTE, N. Fintech Disruption in Brazil: a Study on the Impact of Open Banking and Instant Payments in the Brazilian Financial Landscape. **Social Impact Research Experience**, v. 86, 2020.

SANT'ANNA, P. H. C.; ZHAO, J. Doubly robust difference-in-differences estimators. **Journal of Econometrics**, v. 219, n. 1, p. 101–122, 1 nov. 2020.

SHEFRIN, H.; NICOLS, C. M. Credit card behavior, financial styles, and heuristics. **Journal of Business Research**, v. 67, n. 8, p. 1679–1687, 2014.

STANGO, V. Competition and Pricing in the Credit Card Market. **The Review of Economics and Statistics**, v. 82, n. 3, p. 499–508, ago. 2000.

STAVINS, JOANNA. Can demand elasticities explain sticky credit card rates? **New England Economic Review**, 1996.

TAN, H. The regulation of merchant fees in credit card markets. **Journal of Regulatory Economics**, v. 57, n. 3, p. 258–276, 1 jun. 2020.

TEMELKOV, Z. Factors affecting neobanks sustainability and development. **Journal of Economics**, 2022.

VEBLEN, T. **The Theory of the Leisure class**. First Edition ed. New York: Macmilan, 1899.

YEH, I. C.; LIEN, C. HUI. The comparisons of data mining techniques for the predictive accuracy of probability of default of credit card clients. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 2 PART 1, p. 2473–2480, 2009.



APÊNDICES

APÊNDICES

APÊNDICES

Anexos – Tabelas e Ilustrações

Tabela 1 – Inforções Carteira de Cartão de Crédito - Brasil

Período	Saldo Cartão de	Saldo Cartão de	Saldo Cartão de	Saldo Cartão de	Taxa de Juros -	Taxa de Juros -	Taxa de Juros -	Inad -	Inad -	Inad - Total (%)
	Crédito - Rotativo (R\$ Milhões)	Crédito - Parcelado (R\$ Milhões)	Crédito - À vista (R\$ Milhões)	Crédito - Total (R\$ Milhões)	Rotativo (%)	Parcelado (%)	Total (%)	Rotativo (%)	Parcelado (%)	
jan-23	81.033	48.186	367.667	496.886	415,7	183,1	96,1	45,3	8,6	8,2
fev-23	84.718	49.336	354.662	488.716	420,4	191,8	102,4	44,0	9,1	8,5
mar-23	71.954	62.381	365.641	499.976	433,3	193,2	102,4	52,1	7,8	8,5
abr-23	73.860	63.235	360.332	497.426	447,3	200,5	104,6	52,1	8,1	8,8
mai-23	73.141	64.548	371.905	509.594	454,0	194,2	106,0	53,4	8,7	8,8
jun-23	77.589	58.167	369.473	505.228	435,8	196,1	104,0	49,0	9,9	8,7
jul-23	76.061	58.584	377.367	512.013	441,3	198,2	101,9	49,5	10,3	8,5
ago-23	75.619	59.380	381.718	516.718	445,5	194,6	101,5	49,4	10,5	8,4
set-23	73.397	57.535	378.439	509.371	441,1	193,8	101,3	49,2	10,8	8,3
out-23	65.067	63.415	386.482	514.965	445,0	195,6	97,8	54,9	10,0	8,2
nov-23	62.942	66.517	400.228	529.686	434,4	195,2	91,2	53,0	9,7	7,5

Elaborado pelo autor

Fonte: Banco Central

Tabela 8 – Evolução da Carteira de Cartões de Crédito no Brasil

Trimestre	Qtd. Cartões Ativos	Valor Total Transacionado (R\$ milhões)	PIB (R\$ milhões)	Share (Δ%)
2021-1	336.582.661	R\$ 548.340,81	R\$ 2.156.670	25%
2021-2	361.570.882	R\$ 600.238,56	R\$ 2.203.639	27%
2021-3	374.467.381	R\$ 682.791,42	R\$ 2.295.851	30%
2021-4	398.804.090	R\$ 787.264,47	R\$ 2.355.982	33%
2022-1	421.525.219	R\$ 734.741,47	R\$ 2.319.528	32%
2022-2	431.323.505	R\$ 807.526,41	R\$ 2.517.481	32%
2022-3	436.909.347	R\$ 832.125,17	R\$ 2.601.182	32%
2022-4	442.576.645	R\$ 914.051,00	R\$ 2.641.485	35%
2023-1	435.041.273	R\$ 844.992,46	R\$ 2.582.706	33%
2023-2	437.996.337	R\$ 874.064,11	R\$ 2.701.105	32%
2023-3	454.870.966	R\$ 901.997,56	R\$ 2.740.961	33%

Fonte: Banco Central e IBGE. Elaborado pelo Autor.

Figura 5 – Sistemas de Arranjos Fechado e Aberto - Fee Flow

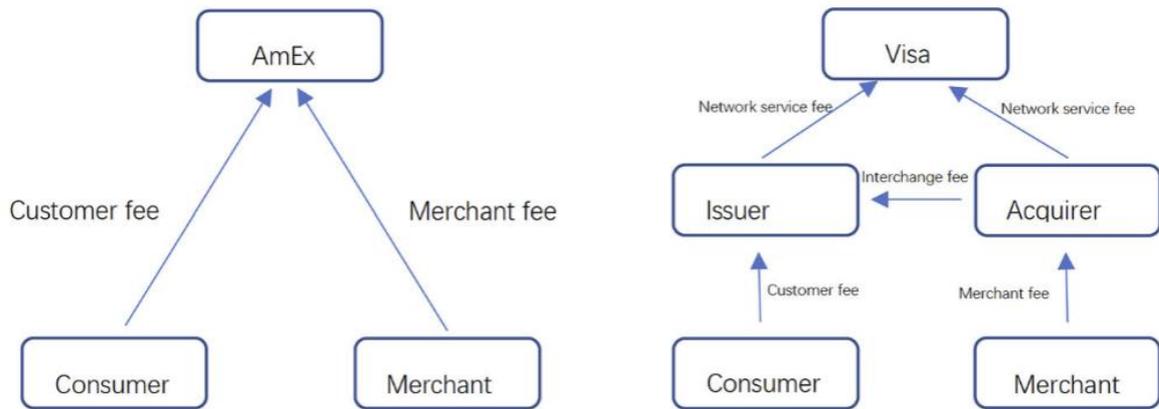
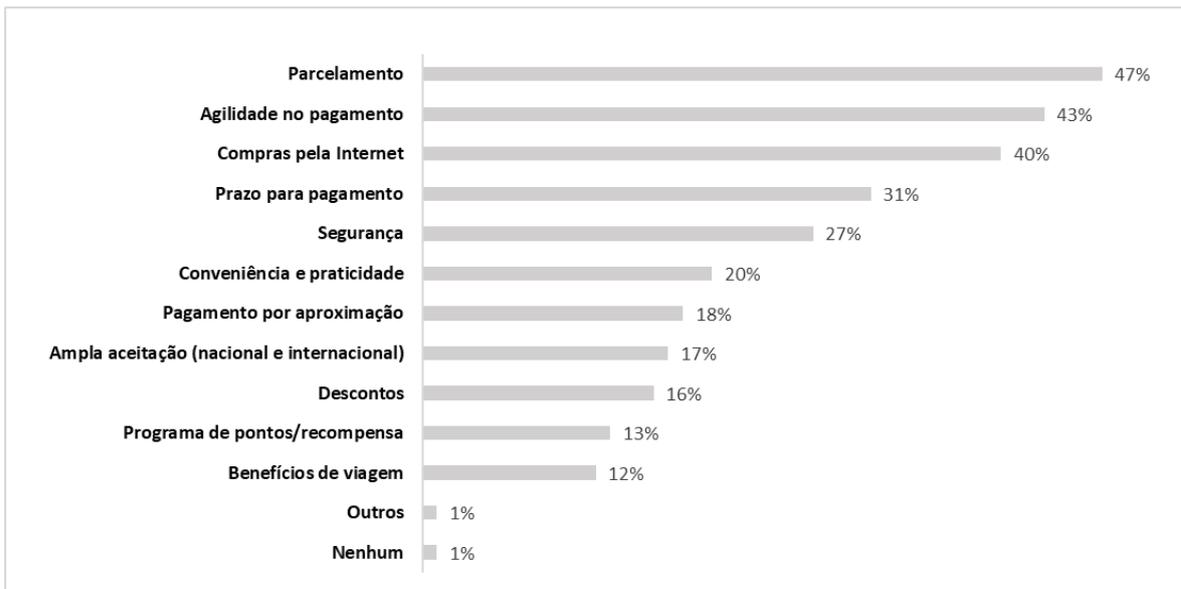


Fig. 1 Closed and open payment systems

Figura 6 – Atributos Importantes - Uso do Cartão de Crédito – Elaborado pelo Autor





idp

Bo
pro
cit
ref
Noss
são e

idp

A ESCOLHA QUE
TRANSFORMA
O SEU CONHECIMENTO