

idp

idn

MESTRADO PROFISSIONAL

EM ECONOMIA

**O IMPACTO DA ADESÃO AO OPEN FINANCE NA
CONTRATAÇÃO DE CARTÕES DE CRÉDITO: EVIDÊNCIAS A
PARTIR DE PROPENSITY SCORE.**

JÔNATAS ANTONIO SOARES LOPES

Brasília-DF, 2025

JÔNATAS ANTONIO SOARES LOPES

O IMPACTO DA ADESÃO AO OPEN FINANCE NA CONTRATAÇÃO DE CARTÕES DE CRÉDITO: EVIDÊNCIAS A PARTIR DE PROPENSITY SCORE.

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 Mathias Schneid Tessmann.

Brasília-DF 2025

JÔNATAS ANTONIO SOARES LOPES

O IMPACTO DA ADESÃO AO OPEN FINANCE NA CONTRATAÇÃO DE CARTÕES DE CRÉDITO: EVIDÊNCIAS A PARTIR DE PROPENSITY SCORE.

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 08 / 12 / 2025

Banca Examinadora

Prof. Dr. Mathias Schneid Tessmann - Orientador

Prof. Dr. Marcelo de Oliveira Passos

Prof. Dr. Leonardo Monteiro Monastério

Código de catalogação na publicação – CIP

L864i Lopes, Jônatas Antonio Soares

O impacto da adesão ao open finance na contratação de cartões de crédito: evidências a partir de propensity score / Jônatas Antonio Soares Lopes. — Brasília: Instituto Brasileiro Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa, 2026.

45 f. Clique ou toque aqui para inserir o texto.

Orientador: Prof. Dr. Mathias Schneid Tessmann

Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) — Instituto Brasileiro Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa – IDP, 2025.

1. Política de crédito. 2. Cartão de crédito. 3. Economia.
4. Política financeira. I. Título

CDD 339.53

Elaborada pela Biblioteca Ministro Moreira Alves

RESUMO

Este artigo avalia o efeito causal da adesão ao Open Finance sobre a contratação de cartões de crédito em uma grande instituição financeira brasileira. A partir de uma base com mais de 2,7 milhões de clientes, utilizou-se o método quase-experimental de Propensity Score Matching (PSM). Os resultados indicam que a adesão ao Open Finance aumenta em média em 14,7 pontos percentuais ($p < 0,001$) a probabilidade de contratação de novos cartões. Contudo, o efeito é marcadamente heterogêneo, concentrando-se na margem extensiva da inclusão: o impacto atinge 18 p.p. para clientes que não possuíam cartão de crédito, mas é modesto (5,2 p.p.) para os já bancarizados. O estudo revela, ainda, o "paradoxo da inclusão": o efeito é significativamente menor para as classes de renda mais baixas (6,1 p.p. na Classe E) e nas regiões com maior exclusão digital (Norte/Nordeste). O estudo fornece evidências sugestivas da distinção entre dois tipos de barreiras: o Open Finance pode resolver a Barreira Informacional, mas não resolve a Barreira Material (baixa renda) nem a Barreira de Infraestrutura (digital divide).

Palavras-chave: Open Finance; Open Banking; Cartão de crédito; Propensity Score Matching; Regressão logística; Avaliação de impacto.

Classificação JEL: G21, O16, D14, C21, G23

ABSTRACT

This paper evaluates the causal impact of Open Finance adoption on credit card acquisition within a large Brazilian financial institution. Using a dataset encompassing over 2.7 million customers, we employ a quasi-experimental approach based on Propensity Score Matching (PSM). Results indicate that Open Finance adoption increases the probability of acquiring new credit cards by an average of 14.7 percentage points ($p < 0.001$). However, the effect is markedly heterogeneous, concentrating on the extensive margin of inclusion: the impact reaches 18 p.p. for customers with no prior credit card but is modest (5.2 p.p.) for those already holding one. The study also reveals the "paradox of inclusion": the effect is significantly weaker for the lowest income classes (6.1 p.p. for Class E) and in regions with a greater digital divide (North/Northeast). The paper's central contribution is to empirically disentangle two distinct barriers: Open Finance is effective in solving the Informational Barrier, but it does not solve the Material Barrier (low income) or the Infrastructural Barrier (digital divide).

Keywords: Open Finance; Open Banking; Credit card; Propensity Score Matching; Logistic regression; Impact evaluation.

JEL Classifications: G21, O16, D14, C21, G23.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AME	Average Marginal Effect
API	Application Programming Interface
ATT	Average Treatment Effect on the Treated
BACEN	Banco Central do Brasil
BIS	Bank for International Settlements
CIA	Conditional Independence Assumption
FGV	Fundação Getulio Vargas
FINTECH	Financial Technology
IC	Intervalo de Confiança
IPEA	Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada
IPD	Infraestrutura Pública Digital
JEL	Journal of Economic Literature
PSM	Propensity Score Matching
RAP	Revista de Administração Pública
SMD	Standardized Mean Difference
SFN	Sistema Financeiro Nacional
UF	Unidade da Federação
WBG	World Bank

LISTA DE TABELAS

Tabela 1

Cronograma de Implementação e Escopo das Fases do Open Finance no Brasil

.....17

Tabela 2

Diagnóstico de balanceamento das covariáveis antes e depois do pareamento

.....28

Tabela 3

Estatísticas resumo do efeito médio (ATT Global)

.....29

Tabela 4

Efeitos Médios do Open Finance por Subgrupos (Heterogeneidade do ATT)

.....30

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 11

2. REVISÃO DE LITERATURA 15

3. METODOLOGIA 21

3.1 FONTE DOS DADOS E SELEÇÃO DA AMOSTRA 21

3.2 ESTRATÉGIA DE IDENTIFICAÇÃO POR MEIO DO *PROPENSITY SCORE MATCHING* 22

3.3 DIAGNÓSTICOS DE QUALIDADE E TESTES DE ROBUSTEZ 24

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES 27

4.1 RESULTADOS DO PAREAMENTO E EFEITO MÉDIO DE TRATAMENTO 27

5. CONCLUSÃO 34

REFERÊNCIAS 38

APÊNDICES 42



1

INTRODUÇÃO

A concessão de crédito tornou-se crescentemente dependente da análise massiva de dados. A digitalização do setor financeiro transformou a forma como as instituições avaliam risco, precificam produtos e monitoram operações. Essa transição, impulsionada por inovações tecnológicas e regulações voltadas à interoperabilidade de sistemas, criou as bases para que a informação financeira se tornasse o novo colateral do crédito. Experiências internacionais recentes mostram que o compartilhamento seguro e padronizado de dados financeiros, por meio de APIs abertas, permite reduzir custos de transação, mitigar riscos e ampliar o acesso a produtos financeiros. Nesse contexto, iniciativas de dados abertos como o Open Banking e sua evolução para o Open Finance emergem como respostas contemporâneas a um problema clássico da teoria econômica: a assimetria de informação entre tomadores e ofertantes de crédito.

A literatura de economia da informação aponta que mercados de crédito tendem ao racionamento quando a qualidade dos tomadores é incerta (AKERLOF, 1970; STIGLITZ & WEISS, 1981). O Open Finance busca enfrentar precisamente essa limitação, substituindo a opacidade dos agentes por transparência informacional. Ao permitir que os indivíduos compartilhem seus dados financeiros com múltiplas instituições, cria-se um ambiente em que a confiança é mediada por evidências comportamentais como fluxos de receitas, gastos e pagamentos em vez de apenas por colaterais físicos. Essa lógica deu origem à noção de colateral digital (GAMBACORTA *et al.*, 2022), na qual a solvência passa a ser sinalizada por dados e não por patrimônio. Para economias emergentes, onde a informalidade e as restrições de renda ainda limitam o acesso ao crédito, essa arquitetura informacional representa uma grande inovação.

O Brasil adotou essa agenda com celeridade e abrangência regulatória singular no cenário internacional. Sob a coordenação do Banco Central, o Open Finance foi concebido como parte de um ecossistema de infraestruturas públicas digitais (IPDs), junto com o Pix e o Drex, que combinam interoperabilidade, inclusão e segurança. Ao devolver ao cidadão o controle sobre seus próprios dados e padronizar a comunicação entre instituições, o sistema cria condições para ampliar

a concorrência e democratizar o crédito, embora a literatura teórica recente aponte que os efeitos sobre a competição podem ser ambíguos (HE *et al.*, 2023). Em tese, a visibilidade granular de fluxos financeiros permitiria reduzir a seleção adversa, aprimorar o *credit scoring* e fomentar um mercado mais competitivo e eficiente. No entanto, a principal questão para a política pública persiste, até que ponto o compartilhamento de dados se converte em inclusão financeira efetiva, especialmente para os grupos historicamente vulneráveis e de menor renda?

Evidências internacionais sugerem que o impacto dessas inovações não é homogêneo. Dados transacionais podem funcionar como um colateral alternativo, mas sua eficácia depende da estabilidade e da recorrência das rendas (GAMBACORTA *et al.*, 2022). Em contextos de vulnerabilidade, mesmo com melhor informação, o espaço orçamentário limitado pode restringir o uso do crédito. Assim, a redução da assimetria informacional é condição necessária, mas não suficiente, para ampliar o acesso financeiro. Essa hipótese é especialmente relevante para economias desiguais como a brasileira, em que parte significativa da população permanece à margem do sistema bancário, com baixa capacidade de endividamento e histórico formal escasso.

É nesse contexto que se insere este estudo, que investiga empiricamente o efeito causal da adesão ao Open Finance sobre a contratação de cartões de crédito. A escolha desse produto decorre de seu papel estratégico como porta de entrada ao sistema financeiro formal, servindo como indicador de inclusão e mobilidade financeira. A pergunta que orienta a pesquisa é direta: qual é o efeito do Open Finance na probabilidade de contratação de um novo cartão de crédito, e como esse efeito varia entre diferentes perfis de clientes? A hipótese central é que o programa aumenta a probabilidade de contratação, sobretudo entre indivíduos sem cartão prévio e com maior assimetria informacional, enquanto os efeitos são mais modestos entre rendas muito baixas, onde predominam restrições materiais.

Para responder a essa questão, o estudo utiliza microdados administrativos de mais de 2,7 milhões de clientes de uma das maiores instituições financeiras da América Latina. Essa escala permite observar, com granularidade, como a adesão ao Open Finance se relaciona com decisões individuais de consumo de crédito. Metodologicamente, emprega-se uma estratégia quase-experimental

baseada em *Propensity Score Matching* (PSM), que compara clientes aderentes e não aderentes com perfis observáveis similares, permitindo estimar o efeito médio do tratamento sobre os tratados (ATT) e identificar heterogeneidades relevantes por renda, idade, gênero, posse prévia de cartão e grande região.

Os resultados mostram que o Open Finance atua predominantemente na margem extensiva da inclusão financeira, ou seja, aumenta significativamente a probabilidade de contratação entre quem ainda não possuía cartão, mas gera efeitos limitados entre os clientes que já possuíam o produto contratado na instituição financeira. Essa distinção oferece evidências importantes sobre o papel informacional do sistema, mais eficaz em corrigir falhas de visibilidade do que em expandir o crédito em mercados maduros. Ao mesmo tempo, revela os limites estruturais da política, já que o impacto é reduzido em faixas de renda muito baixa e em regiões com menor conectividade digital e menor concorrência bancária.

A contribuição deste artigo é dupla. No plano teórico, oferece evidência empírica sobre como a infraestrutura de dados financeiros altera a dinâmica da informação no mercado de crédito, reforçando o diálogo entre as teorias de racionamento e a literatura recente sobre finanças digitais. No plano aplicado, fornece subsídios para políticas públicas e estratégias bancárias voltadas à expansão da base de clientes e inclusão financeira, indicando onde o ganho informacional do Open Finance se converte em crédito efetivo e onde encontra barreiras estruturais. Em última instância, este trabalho ajuda elucidar um tema central à economia contemporânea, de como transformar a abertura de dados em oportunidade real, ampliando a fronteira da inclusão financeira no Brasil.



?

2

REVISÃO DE LITERATURA

O funcionamento eficiente dos mercados de crédito depende da premissa de que credores e tomadores possuem acesso simétrico às informações relevantes para a concessão de empréstimos. Na prática, essa condição raramente se verifica. A assimetria de informação entre as partes gera distorções que comprometem a alocação eficiente de recursos, especialmente nos segmentos de baixa renda, onde o acesso à informação confiável é mais limitado. Akerlof (1970), em seu estudo seminal *The Market for Lemons*, mostrou que a incerteza sobre a qualidade dos bens e agentes leva a problemas de seleção adversa, nos quais os bons tomadores são excluídos do mercado, restando apenas os de maior risco. Essa lógica foi formalizada e aplicada ao crédito por Stiglitz e Weiss (1981), que demonstraram que o aumento das taxas de juros pode agravar o problema, pois atrai tomadores dispostos a aceitar maiores riscos. Nessa perspectiva, os bancos preferem racionar crédito em vez de ampliar juros, criando um cenário de exclusão financeira estrutural que atinge principalmente os indivíduos e empresas com menor capacidade de sinalizar solvência.

A literatura posterior buscou mitigar esses problemas por meio de mecanismos de compartilhamento de informação entre instituições financeiras. O surgimento dos *bureaus* de crédito, a partir da segunda metade do século XX, foi uma das soluções mais significativas para reduzir a seleção adversa e o risco moral. Estudos como Pagano e Jappelli (1993, 2002) evidenciam que o intercâmbio de dados de histórico de pagamento melhora a precificação do risco e reduz inadimplência. Entretanto, os modelos tradicionais de *bureau* apresentam limitações claras, pois concentram-se apenas em dados formais de crédito, deixando de fora dados transacionais e grande parte da população sem relacionamento bancário, especialmente em economias emergentes com alta informalidade. Além disso, o controle centralizado das informações reforça o poder dos grandes conglomerados financeiros, criando barreiras à concorrência e perpetuando a exclusão dos indivíduos sem histórico creditício formal.

A transformação digital e o avanço das tecnologias de dados ampliaram as possibilidades de superação desse paradigma. Nas últimas duas décadas, emergiu o conceito de Infraestrutura Pública

Digital (IPD), que combina interoperabilidade, identidade digital e compartilhamento seguro de informações para apoiar políticas públicas e inovação financeira. O Banco Mundial (2023) destaca que infraestruturas desse tipo reduzem custos de transação e democratizam o acesso a serviços financeiros, ao mesmo tempo em que criam condições para a inovação competitiva. Nesse contexto, o Open Finance representa uma evolução em relação aos modelos de *bureau*, pois descentraliza o controle dos dados, devolve ao cliente a titularidade sobre suas informações e permite que qualquer instituição autorizada, mediante consentimento voluntário, acesse dados financeiros dinâmicos e atualizados. Essa abertura transforma a informação em um ativo transferível e mensurável, capaz de redesenhar o processo de avaliação de risco de crédito.

O conceito de colateral digital (GAMBACORTA *et al.*, 2022) ajuda a explicar esse novo mecanismo. Ao disponibilizar séries históricas de dados transacionais e padrões de consumo, o Open Finance oferece uma forma de garantia informacional que substitui, em parte, os colaterais físicos. Em economias marcadas por informalidade e baixa renda, como a brasileira, os fluxos de caixa e os registros de pagamento digital tornam-se instrumentos de sinalização de solvência, permitindo a inclusão de tomadores antes considerados “opacos”. Essa lógica amplia a fronteira de elegibilidade ao crédito, pois o risco deixa de depender exclusivamente de ativos reais ou comprovações formais de renda, passando a refletir o comportamento econômico efetivo do indivíduo. A literatura recente aponta que essa mudança possui um potencial redistributivo, ao integrar populações subatendidas ao sistema financeiro sem necessidade de garantias tradicionais.

Enquanto o colateral digital fornece o arcabouço conceitual, sua aplicação empírica é viabilizada pela pegada digital (*digital footprint*). O Open Finance funciona, portanto, como o mecanismo regulatório que permite aos credores acessarem e utilizar o que Berg *et al.* (2020) definem como pegada digital para fins de *credit scoring*. O colateral digital é o conceito e a pegada digital é o dado. O ponto crucial de Berg *et al.* (2020) é que a pegada digital complementa (e não apenas substitui) as informações dos *bureaus* de crédito tradicionais. Mais importante, seu poder preditivo é particularmente alto para clientes sem histórico de crédito formal (*unscorable*). Isso estabelece uma hipótese teórica clara, pois se o Open Finance funciona ao permitir o uso da “pegada digital”, e esta é mais valiosa para clientes sem histórico,

então o impacto causal do Open Finance deve ser maior para indivíduos sem crédito prévio.

No Brasil, a implementação do Open Finance pelo Banco Central (Comunicado nº 33.455/2019) inseriu-se em uma estratégia mais ampla de infraestrutura pública digital, ao lado do Pix. O objetivo explícito dessa política é ampliar a concorrência por meio do compartilhamento/portabilidade de dados com consentimento do cliente. Jardim (2021) destaca que o open banking foi desenhado para padronizar o compartilhamento de dados e estimular a concorrência, em um contexto de alta concentração e baixa mobilidade entre instituições. Essa visão é reforçada por Joaquim, Van Doornik e Ornelas (2019/2023), que ligam maior competição a melhores condições de crédito; no Brasil, altos custos de troca e concentração limitam a mobilidade do cliente.

A materialização dessa estratégia de fomento à concorrência ocorreu por meio de um cronograma de implementação gradual, desenhado para garantir a segurança e a estabilidade do ecossistema. A Tabela 1 detalha essa evolução regulatória de implementação do Open Finance no Brasil.

Tabela 1 – Cronograma de Implementação e Escopo das Fases do Open Finance no Brasil		
Fase	Objetivo	Escopo
Fase 1 Fev/2021	Dados das Instituições (Open Data)	Disponibilização pública de dados padronizados sobre canais de atendimento, produtos e serviços (taxas, tarifas e tipos de conta). Não houve compartilhamento de dados de clientes, visando apenas promover transparência e comparabilidade.
Fase 2 Ago/2021	Dados Cadastrais e Transacionais	Início do compartilhamento (mediante consentimento) de dados de clientes (PF e PJ). Inclui cadastros, extratos e, fundamentalmente, histórico de cartões de crédito e operações de crédito, permitindo ofertas personalizadas.
Fase 3 Out/2021	Serviços e Iniciação de Pagamentos	Habilitação de serviços transacionais, como a iniciação de pagamentos (incluindo Pix) e encaminhamento de propostas de crédito via aplicativo de terceiros, sem necessidade de acesso direto ao canal da instituição detentora da conta.

<p>Fase 4 Dez/2021</p>	<p>Open Finance (Ampliação de Escopo)</p>	<p>Marca a transição conceitual de "Open Banking" para "Open Finance". Expansão para produtos além do bancário tradicional, abrangendo dados de câmbio, investimentos, seguros e previdência, consolidando o ecossistema financeiro integrado.</p>
----------------------------	---	--

Fonte: Elaboração do autor com base em normativos do Banco Central do Brasil.

Esta visão regulatória, de que o Open Finance nivela o campo competitivo, encontra suporte em evidências internacionais. O estudo de Gornall e Strebulaev (2024), focado no Reino Unido, mostra que as políticas de Open Banking de fato aumentaram a entrada de FinTechs no mercado. Além disso, os consumidores que usam serviços de crédito baseados em dados abertos têm uma probabilidade 10% maior de obter novos cartões de crédito e empréstimos pessoais.

Contudo, a literatura teórica atual adverte que os efeitos sobre a competição e o bem-estar do consumidor são ambíguos. He *et al.* (2023) demonstram um resultado paradoxal, pois quando os clientes controlam os seus próprios dados (como no Open Finance), o compartilhamento de dados pode, em certos equilíbrios, reduzir a competição e o bem-estar de todos os consumidores. O mecanismo-chave é a inferência adversa, onde os credores podem inferir que os clientes que escolhem não aderir ao Open Finance o fazem por terem informações negativas a esconder, tratando-os como "limões" (AKERLOF, 1970).

Ao reconhecer este debate, o presente artigo demonstra a importância de estimar o Efeito Médio sobre os Tratados, ao mesmo tempo que aponta para uma pesquisa futura: estimar o efeito sobre os não tratados, que a teoria de He *et al.* (2023) sugere que pode ser negativo.

A experiência do Pix fornece um precedente empírico para compreender o potencial transformador do compartilhamento de dados financeiros. O estudo do Banco de Compensações Internacionais (BIS, 2023) mostra que 47% dos usuários que aderiram ao Pix em 2020 não possuíam cartão de crédito, indicando que a interoperabilidade de pagamentos funcionou como catalisador de inclusão financeira. A analogia sugere que a interoperabilidade informacional proporcionada pelo Open Finance pode ter impacto semelhante sobre o crédito, sobretudo em produtos de entrada como cartões. Ainda que a literatura sobre o Open Finance seja recente, trabalhos como Tolentino

e Cataldo (2023) e Ragazzo, Tolentino e Cataldo (2022) ressaltam que a agenda regulatória brasileira representa um avanço na democratização do acesso a informações financeiras, ainda que as evidências quantitativas sobre seus efeitos diretos permaneçam escassas.

Diante desse panorama, o debate contemporâneo converge para a necessidade de compreender como o compartilhamento de dados impacta diferentes segmentos populacionais. Pessoas consideradas de baixa renda, com orçamentos voltados à subsistência, podem não apresentar demanda potencial suficiente para novos produtos de crédito, ainda que passem a ser visíveis para o sistema bancário. Por outro lado, indivíduos sem cartão prévio, jovens e com fluxo de receitas estável tendem a ser os maiores beneficiários, pois o colateral digital lhes permite acessar crédito em condições mais justas. Essa heterogeneidade esperada conecta-se à intuição econômica de que o efeito do Open Finance depende não apenas da redução da assimetria de informação, mas também da existência de capacidade real de endividamento e apetite de crédito entre os diferentes estratos da população.

Em síntese, a literatura aponta que o Open Finance atua como uma nova etapa no enfrentamento das assimetrias informacionais, ao redefinir o conceito de garantia e ampliar o escopo de inclusão. A combinação de fundamentos teóricos da economia da informação, como os de Akerlof (1970) e Stiglitz e Weiss (1981), com as evidências recentes sobre infraestruturas digitais e inclusão financeira, fornece o arcabouço necessário para entender o papel dessa política no mercado brasileiro. No entanto, persiste uma lacuna empírica relevante, apesar de seu potencial teórico, ainda são escassos os estudos que mensuram causalmente o impacto da adesão ao Open Finance sobre a contratação de crédito. É nesse espaço que o presente artigo se insere, oferecendo evidência quantitativa sobre como o compartilhamento de dados financeiros pode influenciar a decisão de contratar um cartão de crédito em um dos maiores bancos da América Latina.



3



3

METODOLOGIA

3.1 FONTE DOS DADOS E SELEÇÃO DA AMOSTRA

A análise deste estudo utiliza um conjunto de microdados proprietários, extraídos dos registros administrativos de uma grande instituição financeira de varejo com atuação em todo o território nacional. A base de dados inicial compreende uma amostra de aproximadamente 2,7 milhões de clientes ativos em janeiro de 2025. Para cada cliente, dispõe-se de um conjunto de informações demográficas e de relacionamento com a instituição.

O desenho do estudo define como grupo de tratamento os clientes que realizaram sua adesão ao Open Finance durante o mês de outubro de 2024. O grupo de controle é composto por clientes com características observáveis semelhantes que não aderiram ao programa no mesmo período. Para garantir uma comparação não contaminada, o grupo de controle foi composto exclusivamente por indivíduos que permaneceram como não aderentes durante toda a janela de observação subsequente, ou seja, novembro e dezembro de 2024. Clientes que porventura tenham aderido ao sistema nesse período foram retirados da amostra de controle.

A janela de observação de 3 meses foi definida para capturar o impacto de curto prazo. Esta escolha é uma decisão metodológica deliberada, justificada pela natureza do produto. O cartão de crédito é, reconhecidamente, um produto “porta de entrada” em um relacionamento bancário, com um processo de avaliação de risco que é rápido e simplificado no contexto tecnológico atual. Espera-se, portanto, que a nova informação compartilhada pelo Open Finance seja utilizada de forma quase imediata nas decisões de crédito.

A variável de resultado é uma *dummy* binária que assume o valor 1 se o cliente contratou um novo cartão de crédito junto à instituição após a adesão ao programa e zero caso contrário. As covariáveis utilizadas para a modelagem da propensão à adesão incluem: (i) idade; (ii) gênero; (iii) renda mensal; (iv) carteira de relacionamento; (v) posse de cartão de crédito pré-tratamento; e (vi) grande região de residência do cliente.

A variável carteira de relacionamento em especial, reflete a segmentação interna de clientes definida pela instituição financeira, baseada em uma metodologia proprietária de classificação. Embora a renda mensal componha a segmentação, ela não atua como fator determinante isolado. A classificação captura a complexidade e a profundidade do relacionamento bancário, ponderando um amplo espectro de variáveis que incluem o volume de ativos sob gestão (aplicações financeiras), a contratação de produtos de crédito, serviços de seguridade, recorrência transacional entre outras. A inclusão simultânea desta variável com a renda justifica-se pela sua complementaridade, enquanto a carteira aproxima o estoque de riqueza e o nível de engajamento (fidelização) com o banco, a variável de renda controla especificamente a capacidade de fluxo de caixa mensal, permitindo capturar a heterogeneidade financeira existente dentro de um mesmo segmento de relacionamento.

Adicionalmente, avaliou-se a presença de multicolinearidade entre as covariáveis, dada a potencial sobreposição teórica entre renda e segmentação de carteira. O diagnóstico pelo Fator de Inflação da Variância (VIF) indicou ausência de multicolinearidade severa, com a variável de renda apresentando VIF de 2,52 e todas as demais covariáveis situando-se em patamares adequados para a estabilidade do modelo *logit*.

3.2 ESTRATÉGIA DE IDENTIFICAÇÃO POR MEIO DO PROPENSITY SCORE MATCHING

A estratégia para estimar o efeito causal da adesão ao Open Finance baseia-se no *Propensity Score Matching* (PSM). Este método quasi-experimental permite a construção de um grupo de controle estatisticamente equivalente ao grupo de tratamento com base em um teórico conjunto de características observáveis, mitigando o viés de seleção. A validade do PSM repousa sobre o pressuposto da Independência Condicional (*Conditional Independence Assumption - CIA*), que assume que, uma vez controlando pelas covariáveis observáveis, a decisão de aderir ao tratamento é independente dos resultados potenciais (ROSENBAUM & RUBIN, 1983).

A utilização do PSM é particularmente relevante para mitigar o viés de auto-seleção inerente à adoção de tecnologia financeira. Fatores não observáveis como afinidade com tecnologia e demanda latente por

crédito, são os principais impulsionadores desse viés. O método tem se tornado uma ferramenta padrão na literatura recente para avaliação de risco do consumidor e subscrição de portfólio (PRIESTLEY & VONDOHLEN, 2024), bem como para medir o impacto causal de intervenções financeiras digitais (SATYA & SUDIARNO, 2025) e a adoção de FinTech em nível de firma (FANG *et al.*, 2024).

A implementação do método seguiu três etapas principais, alinhadas às melhores práticas da literatura (CALIENDO & KOPEINIG, 2008).

Primeiro, estimou-se a probabilidade de cada cliente aderir ao Open Finance (*propensity score*) por meio de um modelo de regressão logística (*logit*). Utilizou-se como variáveis explicativas o conjunto de covariáveis descrito na seção 3.1.

A formulação do escore de propensão é dada por:

$$e(X_i) = \mathbb{P}(D_i = 1 | X_i) = \frac{\exp(X_i' \beta)}{1 + \exp(X_i' \beta)}$$

onde $D_i = 1$ indica adesão ao Open Finance e X_i representa o vetor de características observáveis.

Em seguida, realizou-se o pareamento, incluindo a condição de suporte comum (*common support*), garantindo que apenas indivíduos com uma probabilidade comparável de receber o tratamento fossem mantidos na análise, o que aumenta a qualidade do pareamento. Essa restrição é representada por:

$$0 < e(X_i) < 1$$

Em seguida, foi aplicado o algoritmo de pareamento por vizinho mais próximo (*nearest neighbor*), na proporção 1:1, sem reposição e com um *caliper* (raio de tolerância) de 0,1 desvio-padrão do escore de propensão para evitar pareamentos de baixa qualidade (*bad matches*).

Após a criação de um grupo de controle pareado e balanceado, o efeito médio do tratamento nos tratados (*Average Treatment effect on the Treated - ATT*) foi calculado. O ATT representa a diferença entre a média da variável de resultado (contratação de cartão) no grupo de tratamento e a média da mesma variável no grupo de controle pareado. Sua formulação é expressa como:

$$ATT = \mathbb{E}[Y_1 - Y_0 \mid D = 1] = \frac{1}{N_T} \sum_{i \in T} (Y_i^{(1)} - Y_j^{(0)})$$

em que $Y_i^{(1)}$ representa o resultado observado do indivíduo tratado, $Y_j^{(0)}$ o do controle pareado e N_T o número de tratados.

Esta abordagem em etapas garante que a comparação final entre os grupos seja a mais justa possível, dado que as diferenças observáveis pré-tratamento foram minimizadas pelo processo de pareamento.

3.3 DIAGNÓSTICOS DE QUALIDADE E TESTES DE ROBUSTEZ

A validade da estimativa do ATT depende crucialmente da qualidade do pareamento. Para verificar se o processo de *matching* foi bem-sucedido em equilibrar as características observáveis entre os grupos de tratamento e controle, foi realizado um diagnóstico de balanceamento. A métrica utilizada foi a Diferença Média Padronizada (*Standardized Mean Difference - SMD*), que é o padrão-ouro na literatura de avaliação de impacto por não depender do tamanho da amostra.

Além de garantir o balanceamento por meio do SMD, foram realizados dois testes de robustez para garantir a validade do efeito estimado.

Primeiro, foi realizado um teste placebo no qual o indicador de tratamento foi aleatoriamente reatribuído aos indivíduos na amostra pareada. Como esperado, o efeito estimado nesta simulação foi estatisticamente nulo (próximo de zero), o que fortalece a interpretação de que o efeito encontrado no estudo principal não é um artefato estatístico, mas sim decorrente da adesão ao Open Finance.

Por fim, foi conduzida uma análise de sensibilidade baseada nos limites de Rosenbaum (*Rosenbaum bounds*). Os resultados indicam que um eventual confundidor não observado teria que aumentar as chances de adesão ao tratamento em mais de 336% ($\Gamma \approx 4,36$) para tornar o efeito estimado não significativo ao nível de 5%, sugerindo que os resultados são sólidos a um grau considerável de viés oculto.

Embora o método de *Propensity Score Matching* dependa da suposição de que todas as variáveis relevantes estejam observadas, é possível que fatores como literacia financeira, afinidade com tecnologia e demanda latente por crédito influenciem tanto a adesão ao Open Finance quanto a contratação de novos produtos. Como esses fatores tendem a atuar na mesma direção do tratamento, os efeitos estimados podem refletir, em parte, características favoráveis do grupo tratado. A análise de sensibilidade conduzida, no entanto, sugere que a robustez dos resultados se mantém mesmo diante de vieses não observados de magnitude moderada, assegurando a consistência das evidências encontradas.



4

4

RESULTADOS E DISCUSSÕES**4.1 RESULTADOS DO PAREAMENTO E EFEITO MÉDIO DE TRATAMENTO**

O processo de pareamento baseado no escore de propensão teve como objetivo garantir a comparabilidade entre os grupos de clientes que aderiram ao Open Finance (tratados) e os que não aderiram (controles). A estimação dos escores de propensão foi realizada a partir de um modelo *logit* (detalhado no Apêndice A) incluindo variáveis de perfil socioeconômico e relacionamento bancário. Os resultados do modelo indicaram adequada significância estatística para todas as covariáveis e um Pseudo R² de 0,05, valor típico em modelos de probabilidade aplicados a amostras extensas no contexto bancário.

Após o cálculo dos escores de propensão, procedeu-se à aplicação do suporte comum, restringindo a amostra às observações com probabilidade de tratamento sobreposta entre os dois grupos. O intervalo de suporte comum foi definido entre 0,003 e 0,191, resultando na exclusão de 89 observações (0,01%). Em seguida, aplicou-se o pareamento pelo método do vizinho mais próximo (1:1), com *caliper* de 0,1 desvios-padrão do escore de propensão (0,003), sem reposição. O procedimento resultou na formação de 116.475 pares válidos, representando 97,62% dos tratados, o que evidencia sobreposição satisfatória entre grupos.

Para quantificar o balanceamento, foi calculado o *Standardized Mean Difference (SMD)* antes e depois do pareamento. A análise indicou redução substancial das diferenças médias padronizadas em todas as covariáveis, com valor médio de SMD passando de 0,27 para 0,016, o que representa uma melhoria superior a 88% no balanceamento amostral. Segundo a literatura (ROSENBAUM & RUBIN, 1983), valores absolutos de SMD inferiores a 0,10 indicam equilíbrio satisfatório entre grupos.

Tabela 2 – Diagnóstico de balanceamento das covariáveis antes e depois do pareamento

Variáveis Numéricas)	Pré-pareamento			Pós-pareamento		
	Tratado (média)	Controle (média)	SMD	Tratado (média)	Controle (média)	SMD
idade (anos)	39,72	40,97	0,11	39,80	39,61	0,02
renda (reais)	6356,81	3961,77	0,48	6356,05	6083,67	0,05
posse prévia de cartão (binária)	0,41	0,39	0,02	0,42	0,42	0,00
Variável (Categóricas)	Tratado	Controle (%)	SMD	Tratado (%)	Controle (%)	SMD
carteira B	0,54	0,45	0,16	0,54	0,52	0,03
carteira A	0,30	0,16	0,33	0,30	0,31	0,02
carteira C	0,17	0,38	0,50	0,16	0,16	0,01
gênero Feminino	0,44	0,48	0,08	0,44	0,44	0,00
gênero Masculino	0,56	0,52	0,08	0,56	0,56	0,00
região Sudeste	0,43	0,38	0,11	0,43	0,43	0,01
região Sul	0,21	0,24	0,07	0,22	0,20	0,03
região Nordeste	0,19	0,25	0,14	0,19	0,19	0,00
região Centro-Oeste	0,11	0,09	0,06	0,11	0,11	0,00
região Norte	0,06	0,04	0,08	0,06	0,06	0,01

Fonte: Elaboração do autor com dados da instituição financeira. Nota: SMD. Um valor de $|SMD| < 0,10$ é indicativo de bom balanceamento entre os grupos.

Com o balanceamento garantido, estimou-se o Efeito Médio sobre os Tratados (ATT), representando o impacto causal do Open Finance sobre a probabilidade de contratação de novos cartões de crédito. O ATT foi calculado como a diferença média de resultados entre os indivíduos tratados e seus controles pareados.

Os resultados apontam um ATT de 0,15, com intervalo de confiança de 95% entre [0,14, 0,15], e p-valor $< 0,001$ no teste de

randomização bicaudal. Isso significa que a adesão ao Open Finance aumentou em média 14,7 pontos percentuais a probabilidade de o cliente contratar um novo cartão de crédito.

Tabela 3 – Estatísticas resumo do efeito médio (ATT Global)	
Estatística	Valor Estimado
ATT (média das diferenças)	0,15
IC 95% bootstrap	[0,14, 0,15]
Desvio-padrão das diferenças	0,46
N pares válidos	116.475
Teste de randomização pareada (p-valor)	< 0,001

Fonte: Elaboração do autor com dados da instituição financeira.

O resultado indica que o Open Finance, ao permitir o compartilhamento de dados financeiros entre instituições, reduziu substancialmente as assimetrias de informação que tradicionalmente restringem a oferta de crédito. A magnitude do efeito (ATT = 0,15) é economicamente significativa e está alinhada com as evidências empíricas emergentes de mercados desenvolvidos.

Por exemplo, Nam (2023), analisando dados de uma grande FinTech de crédito ao consumidor na Alemanha, documenta que o compartilhamento de dados via Open Banking aumenta a probabilidade de aprovação de empréstimos em até 11,7 pontos percentuais. De forma similar, Gornall & Strebulaev (2024), em seu estudo sobre o impacto do Open Banking no Reino Unido, encontram que os consumidores que utilizam serviços de "credit OB" (serviços de crédito baseados em dados abertos) têm uma probabilidade 10% maior de obter novos cartões de crédito e empréstimos pessoais.

Ao ancorar o resultado de 14,7 p.p. encontrado no Brasil contra estes achados internacionais, o presente estudo fornece evidência causal, alinhada com os mercados europeus, de que o Open Finance é uma ferramenta eficaz para a expansão do mercado de crédito. Contudo, este efeito médio mascara heterogeneidades relevantes. Para investigar como o impacto se distribui entre os diferentes perfis de clientes, a Tabela 4 desagrega as estimativas do ATT por carteira de

relacionamento, faixa de renda, geração, gênero, posse prévia de cartão e grande macrorregião.

Tabela 4 – Efeitos Médios do Open Finance por Subgrupos (Heterogeneidade do ATT)				
Dimensão	Subgrupo	ATT	IC 95%	Pares Válidos
Carteira de Relacionamento	Carteira A	0,16	[0,16; 0,17]	21.548
	Carteira B	0,15	[0,14; 0,15]	44.070
	Carteira C	0,06	[0,05; 0,07]	14.146
Faixa de Renda	Classe A (acima de 21.780)	0,20	[0,15; 0,26]	287
	Classe B (10.236 - 21.780)	0,16	[0,15; 0,18]	6.830
	Classe C (4.236 -10.236)	0,16	[0,15; 0,16]	20.793
	Classe D (2.118 - 4.236)	0,14	[0,13; 0,14]	16.717
	Classe E (até 2.118)	0,06	[0,06; 0,07]	15.358
Geração	Geração Z (\leq 28 anos)	0,16	[0,15; 0,17]	8.015
	Geração Y (29–44)	0,14	[0,13; 0,14]	41.821
	Geração X (45–60)	0,10	[0,10; 0,11]	12.223
	Baby Boomers (\geq 61)	0,05	[0,03; 0,07]	1.790
Gênero	Masculino	0,14	[0,14; 0,14]	44.232
	Feminino	0,13	[0,12; 0,13]	30.253
Posse prévia de Cartão de Crédito	Não possuía cartão de crédito	0,18	[0,17; 0,18]	55.086
	Possuía cartão de crédito	0,05	[0,05; 0,06]	21.540
Região	Centro-Oeste	0,15	[0,13; 0,16]	4.386
	Sudeste	0,14	[0,14; 0,15]	30.176
	Sul	0,14	[0,13; 0,15]	10.827
	Norte	0,10	[0,09; 0,12]	2.231
	Nordeste	0,08	[0,07; 0,09]	10.461

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados da instituição (N = 116.475 pares).

Nota: ATT estimado via pareamento 1:1 no escore de propensão com caliper de 0,1 DP; IC 95% calculado por 1.000 repetições bootstrap.

A análise de heterogeneidade revela que o impacto positivo se concentra quase inteiramente em clientes que não possuíam cartão de crédito antes da adesão ao programa, atingindo um ATT de 18 p.p. em contraste com o efeito (5,2 p.p.) para clientes que já possuíam cartão.

Este achado fornece evidência causal para a tese central de Hjelkrem *et al.* (2022). Este estudo norueguês descobriu que os modelos de *credit scoring* tradicionais têm um desempenho significativamente pior para novos clientes devido à falta de dados comportamentais. O estudo demonstra que os dados do Open Banking são eficazes e reduzem o *gap* de performance preditiva para esse grupo de novos clientes. O resultado de 18 p.p. encontrado no presente artigo é a quantificação causal (via ATT) desse *gap* sendo fechado.

Este grupo "sem cartão prévio" é o equivalente empírico dos *unscorable customers* de Berg *et al.* (2020), para os quais a pegada digital (agora acessível via Open Finance) tem o maior valor informacional. O resultado confirma que o Open Finance atua efetivamente como colateral digital, quebra a barreira informacional de Akerlof (1970) e Stiglitz & Weiss (1981) para este grupo específico.

Inversamente, o efeito 5,2 p.p. para clientes existentes corrobora a hipótese de informação redundante. Para uma grande instituição financeira (como a analisada), os dados internos sobre clientes existentes já são ricos, e a informação adicional do Open Finance (de outras instituições) agrega pouco valor marginal à decisão de crédito.

O resultado estratificado da variável Renda, juntamente com a heterogeneidade geográfica, revela outro ponto importante: o paradoxo da inclusão financeira. A Tabela 4 revela que o efeito positivo do Open Finance cai com a renda (20 p.p. na Classe A vs. 6,1 p.p. na Classe E) e é menor nas regiões Norte/Nordeste (10,1 p.p. / 8,1 p.p.). Enquanto a Classe A se beneficia da organização de sua complexidade financeira para ampliar limites (20 p.p.), a Classe E enfrenta barreiras estruturais de renda e conectividade que limitam a conversão da informação em crédito efetivo.

Estes resultados devem ser enquadrados não como uma falha do programa, mas como a evidência dos seus limites. O relatório conjunto do BIS (2025) adverte que o Open Finance, na ausência de

elementos de apoio chave, corre o risco de deixar para trás certos segmentos da população. Os resultados encontrados para a Classe E e as regiões N/NE são a quantificação causal desse risco.

O *working paper* do Banco Mundial de Plaitakis & Staschen (2020) explica que o Open Banking não foi desenhado para resolver todas as barreiras. O relatório aponta os limites do Open Banking em economias emergentes, onde muitos clientes de baixa renda não possuem uma trilha de dados financeiros para compartilhar. Mesmo que possuíssem, o Open Finance não resolve as barreiras de infraestrutura, como a falta de conectividade que gera disparidades regionais. A síntese do J-PAL (2024) reforça que os benefícios da finança digital vêm da redução de custos de transação e da digitalização de fluxos de pagamento, algo que pode estar ausente em populações de baixa renda ou alta informalidade, como a "Classe E" deste estudo.

Em síntese, o presente estudo empiricamente desembaraça dois tipos distintos de barreiras ao crédito. Por um lado, o Open Finance foi desenhado para resolver a Barreira Informacional (Stiglitz & Weiss, 1981), e o efeito de 18 p.p. para clientes sem cartão prévio (Tabela 4) sugere que ele resolve. Por outro lado, o sistema não foi desenhado para resolver a Barreira Material (baixa renda) nem a Barreira de Infraestrutura (digital divide), e o efeito de 6,1 p.p. para a "Classe E" e os efeitos no N/NE (Tabela 4) demonstram que ele não resolve.



5

CONCLUSÃO

O presente estudo avaliou o impacto da adesão ao Open Finance sobre a contratação de cartões de crédito em uma das maiores instituições financeiras da América Latina. A partir de microdados administrativos de mais de 2,7 milhões de clientes, aplicou-se um modelo quase experimental de *Propensity Score Matching* para estimar o efeito causal da adesão ao sistema sobre a probabilidade de obtenção de um novo cartão. Os resultados indicaram um aumento médio de 14,7 pontos percentuais ($p < 0,001$) na probabilidade de contratação entre os clientes aderentes, o que representa um efeito substancial e estatisticamente robusto. Esse achado evidencia que o compartilhamento de dados financeiros reduziu assimetrias de informação e ampliou o acesso ao crédito, corroborando a literatura que associa transparência informacional à mitigação do racionamento de crédito (STIGLITZ & WEISS, 1981; GAMBACORTA *et al.*, 2022).

Ao mesmo tempo, os resultados mostraram que os ganhos não são homogêneos. O impacto concentrou-se entre clientes sem cartão prévio, jovens e de renda média, revelando que o Open Finance opera predominantemente na margem extensiva da inclusão financeira, isto é, trazendo novos entrantes ao sistema formal de crédito, e não expandindo substancialmente o uso de crédito entre os já bancarizados. Entre os clientes que já possuíam cartão, o efeito foi pequeno, o que sugere informação redundante em grandes bancos, que já dispõem de dados internos suficientes para avaliar risco. Essa constatação reforça a hipótese de que o Open Finance é mais eficaz para corrigir falhas informacionais do que para gerar expansão de crédito em mercados maduros, um resultado compatível com a literatura sobre colateral digital e a função informacional dos dados financeiros.

Os resultados por renda e região reforçam os limites estruturais da política. O efeito do Open Finance decresce conforme diminuem os níveis de renda, chegando a cerca de 6 p.p. na Classe E, a mais baixa. Além da restrição informacional, pesa o limite orçamentário, onde famílias de baixa renda já comprometem grande parte de sua renda com consumo básico e apresentam menor capacidade ou interesse em assumir novos compromissos. Esse padrão se reflete também nas

regiões Norte e Nordeste, que registraram impactos mais modestos, um reflexo não de falha do programa, mas de desigualdades estruturais ligadas à renda, informalidade e infraestrutura digital. Nesses contextos, o Open Finance ainda encontra barreiras de entrada associadas à conectividade, ao letramento financeiro e à menor competição bancária regional, fatores que retardam os benefícios plenos da abertura de dados.

Do ponto de vista de políticas públicas, os resultados sugerem que abrir os dados é condição necessária, mas não suficiente para democratizar o crédito. O Open Finance remove o véu da opacidade informacional, mas não altera, por si só, as restrições econômicas que limitam o acesso de parte da população. Para que o potencial inclusivo se concretize, é preciso articular infraestrutura digital, educação financeira e instrumentos de crédito adaptados aos novos perfis revelados pelo sistema. Programas de garantias públicas, linhas de microcrédito produtivo orientado e incentivos à inovação em *scoring* comportamental são caminhos para transformar inclusão informacional em inclusão financeira sustentável.

Adicionalmente, este estudo aponta para lacunas na literatura. Como recomendação para pesquisas futuras, sugere-se a investigação do impacto do Open Finance sobre o preço (custo) do crédito. O presente artigo foca na variável de contratação (acesso), mas o próximo passo lógico é analisar o impacto sobre as taxas de juros dos cartões contratados. O estudo de Nam (2023), por exemplo, encontrou que o compartilhamento de dados na Alemanha não só aumenta a aprovação (+11,7 p.p.), mas também reduz as taxas de juros (em até 2,2 p.p.). Uma questão em aberto crucial é se o Open Finance no Brasil, um mercado de *spreads* bancários notoriamente altos, está apenas aumentando o acesso ou se também está tornando o crédito mais barato.

Uma segunda recomendação é investigar o uso do crédito pós-aprovação e a sustentabilidade dessa inclusão. O estudo termina no momento da contratação, mas a grande questão de política pública é se essa expansão de crédito leva ao superendividamento. Estudos futuros, utilizando os mesmos dados em formato de painel, poderiam analisar o comportamento do cliente após a adesão: O grupo de tratamento apresenta maior ou menor endividamento? Como seus *limites* de crédito evoluem? (EINAV *et al.*, 2013). Isso responderia se a

inadimplência deste novo grupo é menor (NAM, 2023) e qual a sustentabilidade da inclusão financeira promovida pelo Open Finance.

Em síntese, esta pesquisa traz evidências empíricas sobre o papel do Open Finance como uma ferramenta de equidade informacional, capaz de inserir milhares de brasileiros no mapa do crédito e de reduzir desigualdades no acesso financeiro. Ao demonstrar, com base em milhões de observações, que a política tem efeitos reais, porém condicionados por renda e contexto socioeconômico, o estudo oferece evidências relevantes para formuladores de política, reguladores e instituições financeiras. A experiência brasileira, ao combinar escala, regulação e infraestrutura pública digital, destaca-se no cenário internacional na construção de um sistema financeiro mais transparente, competitivo e inclusivo.



REFERÊNCIAS

REFERÊNCIAS

REFERÊNCIAS

ABDUL LATIF JAMEEL POVERTY ACTION LAB (J-PAL). Digital financial services to improve formalized access and inclusion. J-PAL Policy Insights, 2024. Disponível em: <https://www.povertyactionlab.org/policy-insight/digital-financial-services-improve-formalized-access-and-inclusion>. Acesso em: 22 out. 2025.

AKERLOF, G. A. The market for “lemons”: quality uncertainty and the market mechanism. *Quarterly Journal of Economics*, v. 84, n. 3, p. 488–500, 1970.

ARNER, D. W.; BUCKLEY, R. P.; ZETZSCHE, D. A. Open Banking, Open Data and Open Finance: Lessons from the European Union. In: JENG, L. (Ed.). *Open Banking*. Oxford: Oxford University Press, 2021.

AUSTIN, P. C. Balance diagnostics for propensity score matching. *Journal of Clinical Epidemiology*, v. 62, n. 1, p. 16-23, 2009.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BCB). Comunicado nº 33.455, de 24 de abril de 2019. Estabelece os requisitos fundamentais para a implementação do Sistema Financeiro Aberto (Open Banking) no Brasil. Brasília: BCB, 2019.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BCB). Open Finance Brasil. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/openfinance>. Acesso em: 13 jul. 2025.

BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS (BIS); CGAP; INTERNATIONAL MONETARY FUND (IMF); OFFICE OF THE UNITED NATIONS SECRETARY-GENERAL'S SPECIAL ADVOCATE FOR FINANCIAL HEALTH (UNSGSA); WORLD BANK. Key Considerations for . Executive Summary. Basel: BIS, 26 jun. 2025.

BERG, T.; BURG, V.; GOMBOVIĆ, A.; PURI, M. On the Rise of FinTechs: Credit Scoring Using Digital Footprints. *The Review of Financial Studies*, v. 33, n. 7, p. 2845–2897, 2020.

CALIENDO, M.; KOPEINIG, S. Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, v. 22, n. 1, p. 31-72, 2008.

DUARTE, A. et al. Central banks, the monetary system and public payment infrastructures: lessons from Brazil's Pix. *BIS Bulletin*, n. 52, 23 mar. 2022.

EINAV, L.; JENKINS, M.; LEVIN, J. The Impact of Credit Scores on Consumer Payment Behavior. *The American Economic Review*, v. 103, n. 1, p. 418-447, 2013.

JARDIM, E. O novo paradigma tecnológico do setor financeiro nacional: a implantação do open banking no Brasil. *Radar: tecnologia, produção e comércio exterior*, n. 66, p. 35-48, ago. 2021.

FANG, L. et al. Risk and return of online channel adoption in the banking industry. *Pacific-Basin Finance Journal*, v. 60, 101268, 2024.

GAMBACORTA, L. et al. Data vs collateral. *Review of Finance*, v. 26, p. 887-915, 2022.

GORNALL, W.; STREBULAEV, I. A. Customer Data Access and FinTech Entry: Early Evidence from Open Banking. *Bank of England Working Paper*, 2024.

HE, Z.; HUANG, J.; ZHOU, J. Open banking: Credit market competition when borrowers own the data. *Journal of Financial Economics*, v. 147, n. 2, p. 449-474, 2023.

HJELKREM, L. O.; DE LANGE, P. E.; NESSET, E. The Value of Open Banking Data for Application Credit Scoring: Case Study of a Norwegian Bank. *Journal of Risk and Financial Management*, v. 15, n. 12, p. 597, 2022.

JAPPELLI, T.; PAGANO, M. Information sharing, lending and defaults: cross-country evidence. *Journal of Banking & Finance*, v. 26, n. 10, p. 2017-2045, 2002.

JOAQUIM, Gustavo; VAN DOORNIK, Bernardus; ORNELAS, José Renato Haas. Bank competition, cost of credit and economic activity: evidence from Brazil. *BIS Working Papers*, n. 1134, Basel: Bank for International Settlements, 2023.

NAM, R. J. Open Banking and Customer Data Sharing: Implications for FinTech Borrowers. *Working Paper*, Goethe University Frankfurt & Leibniz Institute for Financial Research SAFE, 2023.

PAGANO, M.; JAPPELLI, T. Information sharing in credit markets. *The Journal of Finance*, v. 48, n. 5, p. 1693–1718, 1993.

PLAITAKIS, A.; STASCHEN, S. Open Banking: How to Design for Financial Inclusion. CGAP/World Bank Working Paper. Washington, D.C.: CGAP, 2020.

PRIESTLEY, J. L.; VONDOHLEN, E. Propensity score matching: a tool for consumer risk modeling and portfolio underwriting. *Journal of Applied Statistics*, v. 51, n. 12, p. 2481–2488, 2024.

RAGAZZO, C. A.; TOLENTINO, C.; CATALDO, G. Open Finance: perspectivas e desafios de implementação no Brasil. *Revista de Direito do Banco Central*, v. 59, n. 2, p. 21–46, 2022.

ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983.

SATYA, Y.; SUDIARNO, A. Measuring The Impact Of Digital Advisory On Customer Portfolio: A Quasi-Experimental Approach Using Propensity Score Matching. *Syntax Literate Jurnal Iliah Indonesia*, v. 10, n. 8, p. 6101–6112, 2025.

SILVA, F. T.; LEAL, D. R. Open banking no Brasil: inovações tecnológicas e desafios para o sistema financeiro nacional. *Revista de Administração Pública – RAP*, v. 55, n. 2, p. 255–278, 2021.

STIGLITZ, J. E.; WEISS, A. Credit rationing in markets with imperfect information. *The American Economic Review*, v. 71, n. 3, p. 393–410, 1981.

TIBÚRCIO, A. M. Open Finance e o futuro da concorrência bancária. *Revista de Estudos Econômicos*, v. 49, n. 1, p. 83–101, 2022.

TOLENTINO, C.; CATALDO, G. O panorama do Open Finance no Brasil: dados, desafios e tendências. *Relatório Técnico – FGV Direito Rio*, 2023.

WORLD BANK. Digital Public Infrastructure: A Shared Vision for the G20. Washington, DC: World Bank, 2023



APÊNDICES

APÊNDICES

APÊNDICES

APÊNDICE A - Modelo de Estimativa do Escore de Propensão

A Tabela A.1 apresenta os coeficientes estimados do modelo de regressão logística (*logit*) utilizado para calcular o escore de propensão (propensity score). A variável dependente é binária, assumindo valor 1 se o cliente aderiu ao Open Finance (Tratamento) e 0 caso contrário.

Tabela A.1 Estimativas do Modelo Logit para a Probabilidade de Adesão ao Open Finance			
Dimensão	Coeficiente	Erro Padrão	Estatística z
Constante	-2,70***	(0,024)	-111,18
Log(Renda)	0,14***	(0,002)	73,84
Idade	-0,02***	(0,000)	-72,07
Posse prévia de cartão	-0,21***	(0,005)	-41,53
Gênero Masculino	0,06***	(0,006)	10,09
Carteira B	-0,35***	(0,007)	-47,77
Carteira C	-1,07***	(0,011)	-95,99
Região Norte	0,28***	(0,016)	17,75
Região Sudeste	0,16***	(0,011)	14,79
Região Nordeste	-0,28***	(0,011)	-24,16
Região Sul	-0,29***	(0,011)	-25,75
Estatísticas do Modelo			
Nº de Observações	2.753.11		
Pseudo R ² (McFadden)	0,05		
Log-Likelihood	-467.60		
LLR p-valor	< 0,001		

Notas: A tabela reporta os coeficientes estimados de uma regressão logística. A variável dependente é a adesão ao Open Finance (1 = Sim, 0 = Não). Os asteriscos indicam níveis de significância estatística: *** p < 0,001. Categorias de Referência: Para esta estimação, as categorias omitidas são: Carteira A, Gênero Feminino e Região Centro-Oeste.

APÊNDICE B – Testes de Robustez

Para assegurar a validade da estratégia de identificação e a estabilidade dos resultados do modelo de *Propensity Score Matching* (PSM), foram conduzidos dois testes de robustez adicionais: (i) Teste Placebo; e (ii) Análise de Sensibilidade de Rosenbaum.

B.1. Teste Placebo

O teste placebo tem como objetivo verificar se o efeito encontrado não é fruto de correlações espúrias ou artefatos do modelo. Para tanto, o indicador de tratamento foi reatribuído aleatoriamente entre os pares pareados, simulando um cenário onde a adesão ao Open Finance ocorreu ao acaso.

A Tabela B.1 demonstra que, sob atribuição aleatória, o Efeito Médio sobre os Tratados (ATT) estimado é estatisticamente indistinguível de zero, confirmando que o efeito positivo de 14,7 p.p. reportado no estudo principal decorre genuinamente da intervenção (adesão ao Open Finance).

Tabela B1 – Teste Placebo	
Estatística	Valor Estimado
ATT (média das diferenças)	-0,0006
IC 95% bootstrap	[-0,0033; 0,0022]
Desvio-padrão das diferenças	0,0014

Fonte: Elaboração do autor. Nota: O teste placebo consiste na randomização do vetor de tratamento dentro da amostra pareada. Um coeficiente próximo de zero indica ausência de viés mecânico no estimador.

B.2. Análise de Sensibilidade (Limites de Rosenbaum)

A Tabela B.2 apresenta os resultados detalhados da análise de sensibilidade para a presença de viés oculto. A estatística Γ (Gamma) reflete a razão das probabilidades de tratamento entre dois indivíduos com as mesmas covariáveis observáveis.

O p-valor superior (*upper bound*) permanece estatisticamente significativo ($p < 0,001$) para todos os valores de Γ testados até 3,00. O

limiar crítico onde o resultado perderia significância estatística (ao nível de 5%) é atingido apenas em $\Gamma \approx 4,36$.

Tabela B.2 – Análise de Sensibilidade de Rosenbaum		
Fator de Sensibilidade (Γ)	P-valor Superior (Upper Bound)	Significância (a 5%)
1,00 (Ausência de Viés)	< 0,001	Significativo
1,05	< 0,001	Significativo
1,10	< 0,001	Significativo
1,15	< 0,001	Significativo
1,20	< 0,001	Significativo
1,25	< 0,001	Significativo
1,30	< 0,001	Significativo
1,40	< 0,001	Significativo
1,50	< 0,001	Significativo
1,75	< 0,001	Significativo
2,00	< 0,001	Significativo
2,50	< 0,001	Significativo
3,00	< 0,001	Significativo
...
4,36 (Γ crítico)	$\approx 0,050$	Limiar de Significância
Fator de Sensibilidade (Γ)	P-valor Superior (Upper Bound)	Significância (a 5%)

Fonte: Elaboração do autor. Nota: A tabela reporta os p-valores calculados pelo teste de sinal binomial exato (Binomial Sign Test), adequado para desfechos binários. Valores de $p < 0,001$ indicam que a hipótese nula de ausência de efeito é rejeitada com alta confiança, mesmo assumindo a presença de um viés não observado de magnitude Γ



idp

Bo
pro
cit
ref
Ness
são e

idp

A ESCOLHA QUE
TRANSFORMA
O SEU CONHECIMENTO