

ANÁLISE DE RISCO OPERACIONAL ASSOCIADO A BANCOS BRASILEIROS NO PERÍODO PANDÊMICO DE COVID-19

MARIA VITÓRIA ANSCHAU SPERRY
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

MARIA RICKAELY DE ANDRADE SILVA
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE E ATUÁRIA DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

Agradecimento à órgão de fomento:

Agradecemos a Capes pelo apoio financeiro essencial à realização desta pesquisa. O incentivo contribuiu significativamente para o desenvolvimento científico e a disseminação dos resultados apresentados neste trabalho.

ANÁLISE DE RISCO OPERACIONAL ASSOCIADO A BANCOS BRASILEIROS NO PERÍODO PANDÊMICO DE COVID-19

1. INTRODUÇÃO

A pandemia de Covid-19 desencadeou uma crise global sem precedentes, com impacto drástico na economia e exigência de respostas ágeis por parte de governos, empresas e instituições financeiras (El-Chaarani et al., 2021). No Brasil, os efeitos dessa crise foram sentidos de maneira intensa no setor bancário, que precisou lidar com um ambiente de elevada incerteza, queda na atividade econômica e aumento do risco de inadimplência de empresas e consumidores, em decorrência desse cenário (Duan et al., 2021; Alkhazali et al., 2024). Diante desse contexto, os bancos desempenharam um papel crucial na manutenção da liquidez do Sistema Financeiro Nacional (SFN) e no suporte às medidas emergenciais decorrentes de políticas governamentais (Gofran et al., 2022).

A conjuntura pandêmica expôs o sistema bancário a novos desafios, pôs à prova sua resiliência e capacidade de gestão de riscos. Fatores como a instabilidade do mercado financeiro, retração econômica e alterações no comportamento dos agentes econômicos aumentaram significativamente os riscos associados às operações bancárias, em especial os riscos de crédito, liquidez e mercado (Gofran et al., 2022; Alam et al., 2025). Entender como os bancos brasileiros responderam a essas pressões é fundamental para avaliar a robustez do setor e identificar possíveis vulnerabilidades em períodos de crise.

Apesar da relevância do tema, verifica-se uma escassez de estudos que investiguem de forma sistemática o comportamento do risco nos bancos brasileiros durante o período da Covid-19. A literatura ainda carece de análises empíricas que associem os indicadores financeiros ao cenário extraordinário observado entre 2020 e 2022, o que limita a formulação de políticas públicas mais eficazes e estratégias de mitigação de risco por parte das instituições financeiras.

A pandemia impôs um cenário de forte retração econômica, com implicações diretas sobre o risco de crédito e a rentabilidade dos bancos, afetando sua estabilidade financeira em curto e médio prazo. Assim, a questão central que direciona esta pesquisa é: **como a crise econômica provocada pela Covid-19 afetou os níveis de risco operacional dos bancos brasileiros?**

Neste contexto, o presente artigo tem como objetivo geral analisar o nível de risco operacional enfrentado pelos bancos brasileiros durante o período pandêmico (2019–2022). Quanto aos objetivos específicos, define-se: a) Avaliar a evolução dos indicadores de risco operacional entre os anos de 2014 a 2024; b) Investigar a correlação entre os indicadores de risco e os indicadores operacionais dos bancos nesse período.

Para isso, foram utilizados dados de demonstrações de resultado e balancetes de 260 bancos, complementados por variáveis macroeconômicas. Esses dados secundários foram coletados por meio das plataformas Bacen e IBGE. A partir disso, a amostra compreende bancos brasileiros de capital aberto e fechado que estiveram ativos no período de 2014 a 2024, ou seja, 11 anos. Foi construído um painel de dados estático desbalanceado, devido à ausência de dados em alguns anos e à inatividade de determinadas instituições no período analisado.

A pesquisa busca oferecer subsídios para o debate acadêmico e corporativo. Justifica-se, portanto, por contribuir para o preenchimento de uma lacuna nas análises empíricas sobre risco operacional durante a pandemia, ainda escassas no contexto brasileiro. Além disso, busca fornecer estímulo ao desenvolvimento de uma cultura organizacional voltada à gestão de riscos emergentes (ex: riscos pandêmicos, cibernéticos, climáticos), bem como reforçar a discussão sobre a resiliência do sistema financeiro diante de choques externos, com base em evidências históricas.

O restante do artigo é organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta o referencial teórico que fundamentou a pesquisa e os achados empíricos de estudos sobre o tema; a seção 3 descreve a metodologia; a seção 4 elucida os resultados obtidos; e a seção 5 apresenta as conclusões.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

O sistema bancário constitui um dos pilares fundamentais do funcionamento da economia moderna, atuando como intermediário financeiro entre agentes superavitários (poupadores) e deficitários (tomadores de crédito). Por meio da captação de depósitos e da concessão de empréstimos, os bancos facilitam o fluxo de recursos na economia, estimulando o consumo, o investimento e o crescimento econômico (Bacen, 2025).

Instituições financeiras robustas desempenham um papel indispensável na absorção de choques econômicos. Durante crises, como a pandemia da Covid-19, empresas recorrem a empréstimos bancários para garantir sua continuidade (La Rocca et al., 2025). No entanto, as instituições podem tornar-se fator desestabilizador após choques reais que comprometem a qualidade dos investimentos. Além disso, a estrutura organizacional dos bancos multinacionais influencia a transmissão de choques econômicos (Beqiraj et al., 2025).

A interconectividade entre bancos e outras instituições financeiras, em âmbitos nacional e internacional, amplia a vulnerabilidade do sistema a choques exógenos. Crises como a de 2008 e, mais recentemente, a pandemia de Covid-19 evidenciaram como eventos de grande escala podem comprometer a liquidez e a solvência de instituições bancárias, afetando a confiança do mercado e exigindo respostas ágeis por parte dos reguladores (Adrian & Shin, 2010; Laeven & Valencia, 2020).

Nesse cenário, os governos precisam adotar respostas ágeis. Como a crise bancária de 2023, posterior ao choque pandêmico, que provocou, principalmente, co-movimento decorrente de mudanças na política monetária dos Estados Unidos e do aumento da percepção de risco. Já no cenário pós-crise, a interdependência se enfraqueceu, embora o contágio tenha persistido em alguns países (Huang & Aile Charteris, 2025). Diante dessa dinâmica, é essencial compreender os fatores que elevam o risco associado às operações de instituições bancárias.

Bancos com alto nível de relação entre empréstimos e ativos tendem a apresentar elevado risco sistêmico, mas não risco idiossincrático durante crises financeiras (Altunbas et al., 2017). Li e Lai (2024) analisaram bancos considerados “*Too-Big-to-Fail (TBTF)*” e “*non-TBTF*” e constataram que tanto o risco sistêmico quanto o risco idiossincrático dos bancos não TBTF são mais sensíveis às decisões de financiamento, ao passo que os riscos dos bancos TBTF decorrem principalmente de suas decisões de investimento.

Nesta perspectiva, Alam et al. (2025), com base em uma amostra de bancos dos EUA entre 2011 e 2021, relatam que bancos com maior eficiência operacional podem mitigar o aumento do risco financeiro decorrente da alta incerteza da política econômica. Além disso, quanto maior o tamanho do banco, maior o risco operacional. Também há diferença no risco operacional entre bancos comerciais conforme o tempo de operação e as estruturas de propriedade (Thi et al., 2025).

Nessa linha, Akhtaruzzaman et al. (2023) investigaram se a falência do Silicon Valley Bank — quatro grandes bancos, como JPMorgan Chase, Bank of America, Wells Fargo e Citigroup, perderam juntos US\$ 52 bilhões em valor de mercado em 9 de março de 2023 — catalisou o contágio financeiro nos países do G7, incluindo Brasil, China, Índia e África do Sul. Concluíram que o contágio foi de curta duração, sendo mais intenso durante a semana subsequente à falência. Além disso, destacam que os bancos desempenharam papel central na transmissão do contágio em comparação com outros setores do mercado. Autoridades como o *Federal Reserve (FED)* destacam que a displicência regulatória e a ausência de supervisão mais

rigorosa contribuíram para a crise econômica. Tais achados ressaltam a importância de um sistema regulatório eficiente, para que, em momentos de crise, o sistema bancário sofra menos e impulse a economia com menor impacto negativo.

Este estudo se debruça sobre a compreensão do risco operacional de bancos brasileiros após o choque pandêmico, buscando evidências de como essas instituições foram afetadas quanto ao nível de risco em suas operações, decorrente da pandemia de Covid-19. Para isso, delimitou-se a seguinte hipótese de pesquisa:

H1: A crise econômica causada pela Covid-19 aumentou significativamente os níveis de risco operacional dos bancos brasileiros, medidos pelo Índice de Comprometimento Operacional e pelo Índice de Provisão de Perdas.

A pandemia da Covid-19 provocou oscilações nos fluxos de capital e grandes variações nas taxas de câmbio e nos preços dos ativos em mercados emergentes. Nessa perspectiva, uma redução nos fluxos de capital diminui a liquidez no mercado doméstico e aumenta a necessidade de elevar a poupança líquida doméstica. As percepções de risco do setor financeiro se intensificam, levando ao aumento das reservas e à redução da oferta de crédito. Consequentemente, eleva-se o spread bancário e reduz-se o preço das ações. A atividade econômica se retrai. Os efeitos econômicos impactam o setor financeiro por meio dos balanços das instituições. Os resultados podem ser mais significativos se houver mudanças na formação de expectativas das famílias, afetando a economia real e a volatilidade, possivelmente relacionadas a choques econômicos como a crise da Covid-19 (Makrelov et al., 2021).

Neste cenário, El-Chaarani et al. (2024), ao analisar o setor bancário islâmico, identificaram que o alto nível de risco de liquidez aumenta o desempenho, mas esse impacto caiu consideravelmente durante a pandemia da Covid-19. Os bancos convencionais apresentam melhor desempenho financeiro e maior liquidez, além de demonstrarem maior capacidade de gestão de riscos financeiros durante a crise. Diante disso, propõe-se a seguinte hipótese:

H2: Bancos com maior liquidez (LQR) apresentaram menor aumento nos indicadores de risco durante a crise da Covid-19.

Ao analisarem bancos públicos, privados e instituições financeiras não bancárias, Karmakar et al. (2023) constataram que o período de abril a junho de 2020 (*lockdown*) apresentou o aumento mais expressivo no risco sistêmico indiano. A África do Sul registrou saídas significativas de capital durante a Covid-19, acompanhadas de desvalorização cambial (Makrelov et al., 2021).

Após a Covid-19, a guerra entre Rússia e Ucrânia também impactou as economias globais, ameaçando a estabilidade dos sistemas financeiros nacionais e trazendo desafios adicionais aos governos e formuladores de políticas. Em períodos de crise, o sistema financeiro tende a apresentar crescimento lento do crédito, deterioração dos ativos e aumento da inadimplência, o que compromete a sobrevivência, o desempenho e o desenvolvimento de instituições bancárias (James et al., 2024). Atualmente, fatores como a transformação digital têm reformulado os padrões de concorrência e as abordagens operacionais do setor bancário, acrescentando novos desafios e riscos ao setor bancário (Li et al., 2025).

3. METODOLOGIA

O objeto de pesquisa deste trabalho compreende bancos brasileiros de capital aberto e fechado que estiveram ativos no período de 2014 a 2024, totalizando 11 anos. Para compor a base de dados analisada, foram utilizadas informações de demonstrações de resultado e

balancetes de 260 bancos, bem como variáveis macroeconômicas de inflação (IPCA), taxa de juros (Selic) e variação do Produto Interno Bruto (PIB).

A base completa apresenta 1.908 observações. Para os cálculos do Índice de Comprometimento Operacional, foram consideradas 1.330 observações relativas a 225 bancos diferentes; enquanto, para o Índice de Provisão de Perdas, foram utilizadas 881 observações de 160 bancos. Essa diferença decorre de dados faltantes em alguns demonstrativos, o que impossibilitou o cálculo das proxies da pesquisa.

Esses dados secundários foram coletados por meio das plataformas Bacen e IBGE. A partir disso, foi construído um painel de dados estático desbalanceado, devido à ausência de informações e à inatividade de alguns bancos no período considerado, sendo que, aproximadamente 40% da amostra apresentou dados completos.

Em conformidade com a literatura, definiram-se duas variáveis dependentes, sete variáveis independentes e três variáveis de controle para as análises propostas, todas detalhadas e mensuradas conforme Quadro 1.

Quadro 1
Variáveis utilizadas para as análises propostas

Tipo	Variáveis	Cálculo	Fonte de Dados	Estudos Anteriores
Dependente	Índice de Comprometimento Operacional (ICO)	Custos Operacionais / Margem Líquida	Bacen	Fadun & Oye (2020); Baselga-Pascual et al., (2015)
Dependente	Índice de Provisão de Perdas Operacionais (IPP)	Variação da conta Provisão de Perdas Operacionais	Bacen	Fadun & Oye (2020)
Independente	Índice de Eficiência Operacional (IEO)	Custos Operacionais / Receitas Operacionais	Bacen	Fadun & Oye (2020)
Independente	Endividamento total (END)	Passivo Total (circulante e não circulante) / Ativo Total	Bacen	Li & Lai (2024); & Oye Duan et al., (2021); Acheampong & Elshandidy (2021)
Independente	Tamanho (TAM)	Logaritmo natural de ativo total ou de receita bruta	Bacen	Alam et al., (2025); Li & Lai (2024); Alkhazali et al., (2024); Acheampong & Elshandidy (2021); Duan et al., (2021); Baselga-Pascual et al., (2015)
Independente	Retorno sobre o Ativo (ROA)	Lucro Líquido / Ativo Total	Bacen	Alam et al., (2025); Li & Lai (2024); Alkhazali et al., (2024); Duan et al., (2021); Hassan (2019); Baselga-Pascual et al., (2015)
Independente	Retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE)	Lucro Líquido / Patrimônio Líquido x 100	Bacen	Alam et al., (2025); Alkhazali et al., (2024); Acheampong & Elshandidy (2021)

Independente	Índice de Liquidez (LQR)	Ativos Líquidos Totais (Patrimônio Líquido) / Dívidas Totais Curto Prazo (Passivo Circulante)	Bacen	Alam et al., (2025); Fadun & Oye (2020)
Independente	Margem Líquida (NIM)	Margem Líquida / Ativos Totais	Bacen	Alam et al., (2025); Li & Lai (2024); Fadun & Oye (2020)
Controle	Crescimento do PIB (PIB)	Percentual de crescimento do PIB anual	Bacen	Khan & Yaseen, (2018); Geng, Grivoyannis, Zhang & He (2016)
Controle	Taxa de Inflação (INFL)	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)	Bacen	Baselga-Pascual et al., (2015); Khan & Yaseen, (2018)
Controle	Taxa de Juros (TJUR)	Taxa Selic	Bacen	Baselga-Pascual et al., (2015)
Controle	CRS	Dummy para período pandêmico, sendo 1 “sim” e 0 “não”	Elaborado pelos autores	Elamer et al. (2020)

Fonte: elaborado pelos autores (2025).

Os softwares estatísticos utilizados foram o R e o Stata, para organização e limpeza dos dados e na sequência, com o objetivo de rodar os modelos regressivos e testes de robustez. Os modelos de regressão múltipla foram definidos teoricamente como descritos pelas equações 1 e 2 abaixo.

Equação 1

$$ICO = \beta_0 + \beta_1 \cdot IEO_{i,t} + \beta_2 \cdot Endiv_{i,t} + \beta_3 \cdot Tamanho_{i,t} + \beta_4 \cdot ROA_{i,t} + \beta_5 \cdot ROE_{i,t} + \beta_6 \cdot LQR_{i,t} + \beta_7 \cdot NIM_{i,t} + \gamma_1 IPCA_t + \gamma_2 Selic_t + \gamma_3 PIB_t + \alpha_i + \varepsilon_{i,t}$$

Equação 2

$$IPP = \beta_0 + \beta_1 \cdot IEO_{i,t} + \beta_2 \cdot Endiv_{i,t} + \beta_3 \cdot Tamanho_{i,t} + \beta_4 \cdot ROA_{i,t} + \beta_5 \cdot ROE_{i,t} + \beta_6 \cdot LQR_{i,t} + \beta_7 \cdot NIM_{i,t} + \gamma_1 IPCA_t + \gamma_2 Selic_t + \gamma_3 PIB_t + \alpha_i + \varepsilon_{i,t}$$

Ademais, para verificar a robustez dos modelos, utilizou-se o fator de inflação da variância (VIF), teste de Breusch-Pagan para verificar a existência de homocedasticidade, teste de Hausman para escolha entre modelo de efeitos fixos ou aleatórios e as regressões com erros padrão robustos.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção apresenta os resultados da análise empírica baseada em dados de demonstrativos financeiros bancários e indicadores macroeconômicos. Inicialmente, são exploradas estatísticas descritivas das variáveis, seguidas dos resultados dos modelos de

regressão. A análise busca identificar os determinantes do risco operacional bancário, com ênfase nos efeitos da pandemia de Covid-19. Ademais, são ponderados os achados dos testes de robustez bem como a consistência dos resultados obtidos.

A Figura 1 apresenta estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na análise. Observa-se elevada variabilidade nos dados das proxies de retorno, liquidez e margem líquida, o que sugere a presença de bancos com performance extrema ou resultados atípicos. A variável tamanho apresenta baixa dispersão, indicando homogeneidade relativa no porte das instituições. As variáveis macroeconômicas apresentam valores condizentes com o período analisado, e as *dummies* temporais revelam boa cobertura dos períodos pré, durante e pós-pandemia, fundamentais à identificação de choques exógenos nos modelos.

Figura 1 - Estatísticas descritivas dos dados

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
ICO	1,330	-1.75e+15	2.54e+16	-7.15e+17	8.64e+15
IPP	1,191	-2.04e+09	7.31e+09	-6.46e+10	-8664.33
IEO	1,908	-222498	9718819	-4.25e+08	-.0077493
Endiv	1,908	1	0	1	1
Tamanho	1,908	23.51009	2.594074	16.99294	30.616
ROA	1,330	-.0211536	.0801399	-.9979954	.6435568
ROE	1,330	-29.87534	201.7669	-6574.483	1077.367
LQR	1,908	2.953373	14.68346	-.0373382	303.7397
NIM	1,330	-.0391078	1.426229	-52.01338	9.89e-09
pandemia	1,908	.1839623	.387555	0	1
pre_pandemia	1,908	.5424528	.4983251	0	1
pos_pandemia	1,908	.2735849	.4459153	0	1
IPCA	1,908	5.843491	2.353741	2.95	10.67
SELIC	1,908	8.747521	3.474033	2	13.75
PIB	1,908	.8548061	2.666258	-3.18	4.54

Fonte: elaborado pelos autores (2025).

Para a primeira variável dependente definida no modelo principal adotado, apresentam-se os achados conforme Figura 2 abaixo.

Figura 2 - Resultados das Regressões do Índice de Comprometimento Operacional

```

. xtreg ICO IEO Tamanho ROA ROE LQR pandemia pre_pandemia IPCA PIB, re vce(robust)

Random-effects GLS regression                Number of obs   =       1,330
Group variable: id_banco                    Number of groups =        225

R-sq:                                       Obs per group:
  within = 0.0013                          min =           1
  between = 0.0581                         avg =           5.9
  overall = 0.0275                          max =           11

Wald chi2(9) =          3.89
corr(u_i, X) = 0 (assumed)                 Prob > chi2     =       0.9184

                                         (Std. Err. adjusted for 225 clusters in id_banco)

```

ICO	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
IEO	5883808	4643329	1.27	0.205	-3216949	1.50e+07
Tamanho	-1.61e+15	1.13e+15	-1.42	0.154	-3.83e+15	6.07e+14
ROA	9.00e+15	6.46e+15	1.39	0.163	-3.66e+15	2.17e+16
ROE	-9.16e+11	7.14e+11	-1.28	0.199	-2.32e+12	4.83e+11
LQR	-3.04e+13	2.50e+13	-1.22	0.224	-7.95e+13	1.86e+13
pandemia	1.10e+15	8.02e+14	1.37	0.170	-4.72e+14	2.67e+15
pre_pandemia	3.40e+14	4.02e+14	0.84	0.398	-4.49e+14	1.13e+15
IPCA	-2.96e+14	2.38e+14	-1.24	0.213	-7.63e+14	1.70e+14
PIB	1.97e+14	1.69e+14	1.16	0.245	-1.35e+14	5.28e+14
_cons	3.72e+16	2.59e+16	1.44	0.151	-1.35e+16	8.80e+16
sigma_u	1.550e+16					
sigma_e	1.807e+16					
rho	.42375884	(fraction of variance due to u_i)				

Fonte: elaborado pelos autores (2025).

Inicialmente, para o Índice de Comprometimento Operacional, utilizou-se o modelo proposto teoricamente e, posteriormente, excluíram-se as variáveis que o próprio *software* estatístico omitiu e cujos testes de robustez apresentaram incongruências, devido à multicolinearidade entre as proxies de endividamento, margem líquida, período pós-pandêmico e taxa Selic. O modelo de efeitos aleatórios foi escolhido, pois, de acordo com o teste de *Hausman* (p-valor > 0,05), mostrou-se mais adequado aos dados, em comparação ao modelo de efeitos fixos. Como é possível observar, nenhuma variável independente apresentou significância estatística, indicando um contraponto em relação às considerações teóricas da temática. Contudo, esses modelos não apresentaram bom ajuste aos dados coletados, explicando aproximadamente 3% do comportamento das variáveis, considerando um total de 1330 observações para 225 bancos diferentes.

Já em relação ao provisionamento de perda dos bancos, observaram-se os seguintes resultados, conforme Figura 3.

Figura 3 - Resultados das Regressões do Índice de Provisão de Perdas

. xtreg IPP Tamanho ROA ROE LQR pandemia pre_pandemia IPCA PIB, re vce(robust)						
Random-effects GLS regression			Number of obs	=	881	
Group variable: id_banco			Number of groups	=	160	
R-sq:			Obs per group:			
within	=	0.0571	min	=	1	
between	=	0.2916	avg	=	5.5	
overall	=	0.3240	max	=	11	
corr(u_i, X) = 0 (assumed)			Wald chi2(8)	=	12.47	
			Prob > chi2	=	0.1313	
(Std. Err. adjusted for 160 clusters in id_banco)						
IPP	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Tamanho	-7.90e+08	2.32e+08	-3.40	0.001	-1.25e+09	-3.34e+08
ROA	7.37e+09	3.58e+09	2.06	0.040	3.49e+08	1.44e+10
ROE	-322531.2	592833.4	-0.54	0.586	-1484463	839400.9
LQR	-1.13e+07	4200491	-2.69	0.007	-1.95e+07	-3069160
pandemia	3.39e+08	2.50e+08	1.35	0.176	-1.52e+08	8.30e+08
pre_pandemia	8.98e+08	4.12e+08	2.18	0.029	9.02e+07	1.71e+09
IPCA	2.88e+07	2.33e+07	1.23	0.218	-1.70e+07	7.45e+07
PIB	4281148	1.63e+07	0.26	0.793	-2.77e+07	3.63e+07
_cons	1.67e+10	5.01e+09	3.33	0.001	6.88e+09	2.65e+10
sigma_u	5.153e+09					
sigma_e	2.201e+09					
rho	.84568925 (fraction of variance due to u_i)					

Fonte: elaborado pelos autores (2025).

Quanto à análise do Índice de Provisão de Perdas, utilizou-se o mesmo procedimento adotado para o Índice de Comprometimento Operacional, partindo do modelo teórico para o modelo ajustado, conforme os resultados dos testes de robustez. Neste caso, observou-se multicolinearidade entre as proxies de índice de eficiência operacional, endividamento, margem líquida, período pós-pandêmico e taxa Selic. Como é possível verificar, as variáveis independentes que apresentaram significância estatística foram: tamanho do banco, retorno sobre o ativo total, liquidez e período pré-pandêmico.

No caso do tamanho, a relação com o índice é negativa, ou seja, quanto maior o banco, menor o Índice de Provisão de Perdas, e vice-versa. Isso pode indicar que bancos maiores concedem menores volumes de crédito em comparação aos menores, ou que preveem níveis mais baixos de lucratividade nessas operações. Em linha com Li e Lai (2024) para os bancos considerados “*Too-Big-to-Fail (TBTF)*”, quanto ao ROA, a relação é positiva: quanto maior o indicador, maior é o Índice de Provisão de Perdas, sugerindo que os bancos estão concedendo mais crédito e obtendo maiores lucros com essas operações, razão pela qual também provisionam perdas mais elevadas — a lógica de maior risco, maior retorno. Tal resultado corrobora com os achados de Alam et al. (2025), com base em uma amostra de bancos dos EUA, em que relatam que bancos com maior eficiência operacional podem mitigar o aumento do risco financeiro decorrente da alta incerteza na política econômica.

Já no caso da liquidez, a relação é negativa: quanto mais líquido for o banco, menor será o Índice de Provisão de Perdas. Esse resultado está alinhado à interpretação do retorno, pois indica que os bancos estão concedendo menos crédito, optando por manter níveis mais elevados de disponibilidades (Adrian & Shin, 2010; Laeven & Valencia, 2020). No período pré-pandemia, também se observou uma elevação do Índice de Provisão de Perdas, o que pode estar relacionado a uma gestão mais estável antes de sofrer os efeitos do choque exógeno — ou seja, uma postura mais arrojada que precisou ser remodelada durante a pandemia.

Esse modelo apresentou melhor ajuste aos dados, com potencial para explicar aproximadamente 33% do comportamento das variáveis, considerando um total de 881 observações para 160 bancos distintos. Ademais, os testes de robustez também indicaram maior qualidade deste modelo em comparação ao analisado anteriormente. Contudo, em nenhum dos modelos foi possível observar significância estatística para o comportamento das variáveis em função do período de crise econômica impulsionado pela Covid-19. Resultado divergente dos encontrados por La Rocca et al., (2025), então, não foi possível estabelecer relação entre o choque exógeno e impactos no risco operacional dos bancos brasileiros.

Após essas análises, discorre-se sobre as hipóteses de pesquisa, conforme ilustrado resumidamente no Quadro 3 abaixo.

Quadro 3 – Resumo das hipóteses

Hipótese	Descrição	Resultado
Hipótese 1	<i>A crise econômica causada pela Covid-19 aumentou significativamente os níveis de risco operacional dos bancos brasileiros, medidos pelo Índice de Comprometimento Operacional e pelo Índice de Provisão de Perdas.</i>	Rejeitada
Hipótese 2	<i>Bancos com maior liquidez (LQR) apresentaram menor aumento nos indicadores de risco operacional durante a crise da Covid-19.</i>	Validada

Fonte: elaborado pelos autores (2025).

Em relação à hipótese 1, quanto à existência do choque exógeno elevar os parâmetros de risco operacional para os bancos brasileiros no período, não foi possível validar essa suposição, pois a variável *dummy* utilizada para identificar período pandêmico não apresentou significância estatística em nenhum dos modelos regressivos. Já a hipótese 2 foi validada, pois os bancos com maior liquidez apresentaram sim menor elevação nos indicadores de risco, porque também apresentaram redução nos níveis de lucratividade operacional, seguindo a lógica de maior risco, maior retorno e vice-versa. Em conformidade com a literatura Li e Lai (2024), Huang & Aile Charteris, (2025).

Portanto, pode-se observar que os achados das análises vão de contraponto com as considerações teóricas em torno da temática, o que indica a possibilidade de incongruência na definição das proxies de mensuração de risco teoricamente validadas ou na ausência de informações complementares que poderiam validar a suposição central e intuitiva de impactos negativos da Covid-19 no risco operacional bancário.

5. CONCLUSÕES

Este estudo teve como objetivo analisar os determinantes do risco operacional em bancos brasileiros, a partir de indicadores construídos com base nos demonstrativos financeiros e em variáveis macroeconômicas, com ênfase nos efeitos do período pandêmico da Covid-19. A partir da coleta de dados secundários, foi possível construir uma base de dados de painel estático desbalanceado para o período de 2014 a 2024, sendo aplicados modelos regressivos de efeitos aleatórios com erros padrão robustos, definidos como os mais adequados segundo as

estatísticas do teste de *Hausman* e ajustados conforme os resultados dos testes de Fator de Inflação de Variância e de *Breusch-Pagan* para homocedasticidade.

Os resultados indicaram que o modelo estimado para o Índice de Comprometimento Operacional apresentou baixo poder explicativo ($R^2 \approx 3\%$), sem evidências de significância estatística para as variáveis analisadas, o que diverge dos achados teóricos sobre a temática do risco operacional. Isso sugere que esse indicador pode não captar, de forma satisfatória, as dimensões relevantes do risco operacional nos bancos, ou que outras variáveis e abordagens metodológicas devam ser consideradas em estudos futuros.

Por outro lado, o modelo regressivo utilizado na análise do Índice de Provisão de Perdas apresentou desempenho estatístico superior, com $R^2 \approx 33\%$ e significância estatística para variáveis como tamanho do banco, retorno sobre ativos, liquidez e período pré-pandêmico. A relação negativa entre o tamanho do banco e o índice sugere que instituições maiores estão mais preparadas para mitigar possíveis perdas. Já a relação positiva com o retorno sobre o ativo total reforça a lógica de que maiores lucros estão associados à assunção de riscos mais elevados. A liquidez, por sua vez, teve relação inversa, indicando comportamento mais conservador entre bancos com maior disponibilidade.

Apesar da relevância dessas variáveis, os resultados também mostraram que não houve evidência estatística robusta de que o período da pandemia tenha impactado diretamente o risco operacional dos bancos, o que limita a inferência de que o choque exógeno da Covid-19 tenha alterado significativamente a exposição ao risco operacional no setor bancário brasileiro.

Os achados deste estudo contribuem para o debate sobre a mensuração e os fatores explicativos do risco operacional, mas também evidenciam limitações e desafios metodológicos, como a presença de multicolinearidade e a necessidade de métricas mais refinadas para capturar a complexidade dos riscos operacionais bancários a partir de dados quantitativos, uma vez que são escassos os estudos que partem dessa abordagem. Em relação às sugestões para pesquisas futuras, destaca-se a possibilidade de incorporar variáveis oriundas de dados qualitativos, análises por subgrupos bancários ou métodos não lineares, de modo a aprofundar a compreensão sobre o tema.

NOTAS FINAIS (Uso de IAG nesta Pesquisa):

Esta pesquisa foi elaborada com o apoio de ferramentas de inteligência artificial generativa, utilizadas de maneira complementar a fim de aprimorar a estruturação e redação textual, além da revisão ortográfica e gramatical. O conteúdo, no entanto, reflete integralmente a análise crítica e as decisões autorais dos pesquisadores, que se responsabilizam por sua originalidade e rigor científico de acordo com as respectivas normas acadêmicas.

REFERÊNCIAS

- Adrian, T., & Shin, H. S. (2010). *Liquidity and leverage*. *Journal of Financial Intermediation*, 19(3), 418–437. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2008.12.002>.
- Alam, A. W., Yu, Q., Bai, S., & Banna, H. (2025). Local economic uncertainty, bank efficiency, and financial risk. *Finance Research Letters*, 107508.
- Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., & Goodell, J. W. (2023). Did the Collapse of Silicon Valley Bank Catalyze Financial contagion? *Finance Research Letters*, 56, 104082–104082. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104082>.

- Alkhezali, O., Helmi, M. H., Mirzaei, A., & Saad, M. (2024). The impact of capital on bank profitability during the COVID-19 pandemic. *Global Finance Journal*, 62, 100994.
- Banco Central do Brasil (2025). O que é banco (Instituição Financeira)? Recuperado em 9 de julho de 2025, de <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/bancoscaixaseconomicas>.
- Banco Central do Brasil. (n.d.). *Sistema COSIF*. Recuperado em 16 de julho de 2025, de <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/sistemacosif>.
- Beqiraj, E., Cao, Q., De Haas, R., & Minetti, R. (2025). Global banking and macroeconomic stability. Liquidity, control, and monitoring. *Journal of International Economics*, 155, 104077. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2025.104077>.
- Christodoulou-Volos, C. (2024). Determinants of Non-Performing Loans in Cyprus: An Empirical Analysis of Macroeconomic and Borrower-Specific Factors. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 15(1), 190–201. <https://doi.org/10.32479/ijefi.17398>.
- Duan, Y., El Ghouli, S., Guedhami, O., Li, H., & Li, X. (2021). Bank systemic risk around COVID-19: A cross-country analysis. *Journal of Banking & Finance*, 133, 106299.
- El-Chaarani, H., Ismail, T. H., El-Abiad, Z., & El-Deeb, M. S. (2021). The impact of COVID-19 on financial structure and performance of Islamic banks: a comparative study with conventional banks in the GCC countries. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, v 40, n 4, <https://doi.org/10.1108/JEAS-07-2021-0138>.
- Elamer, A. A., Ntim, C. G., Abdou, H. A., & Pyke, C. (2020). Sharia supervisory boards, governance structures and operational risk disclosures: Evidence from Islamic banks in MENA countries. *Global Finance Journal*, 46, 100488.
- Geng, Z., Grivoyannis, E., Zhang, S., & He, Y. (2016). *The effects of interest rates on bank risk in China: A panel data regression approach*. *Journal of Economic & Social Studies*, 6(2), 99–116.
- Gofran, R. Z., Gregoriou, A., & Haar, L. (2022). Impact of Coronavirus on liquidity in financial markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 78, 101561.
- Huang, C.-S., & Ailie Charteris. (2025). Shockwaves across borders: Did the 2023 banking crisis reshape global banking sector linkages? *Finance Research Letters*, 107571–107571. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.107571>.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). (n.d.). *Indicadores*. Recuperado em 16 de julho de 2025, de <https://www.ibge.gov.br/indicadores>.
- James, J., Lazo, M. P., Kelly, A., De, J. C., & Lorraine, G. (2024). Predictive Analytics for Non-performing Loans and Bank Vulnerability During Crises in Philippines. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 352–367. https://doi.org/10.1007/978-3-031-54053-0_25.
- Karmakar, K., Bandyopadhyay, G., Pamucar, D., Mukhopadhyaya, J. N & Biswas, S. (2023). Impact of COVID-19 on systemic risk for Indian financial institutions.

International Journal of Applied Decision Sciences, 16(6), 686–716.
<https://doi.org/10.1504/ijads.2023.134203>.

- Khan, M. A., & Yaseen, M. R. (2018). *Macroeconomic determinants of credit risks: Evidence from high-income countries*. *Emerald Emerging Markets Finance and Business Economics*, 10(1), 34–52.
- La Rocca, M., Fasano, F., Staglianò, R., La Rocca, E. T., & Deloof, M. (2025). The financial life cycle of European SMEs before, during and after crisis periods. What is the role of a country's financial system? *International Review of Financial Analysis*, 104, 104342. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2025.104342>.
- Laeven, L., & Valencia, F. (2020). *Systemic Banking Crises Database II*. *IMF Economic Review*, 68(2), 307–361. <https://doi.org/10.1057/s41308-020-00107-3>.
- Li, Y., Xia, Y., Sun, Z., & Sun, N. (2025). Does digital transformation affect systemic risk? Evidence from the banking sector in China. *International Review of Financial Analysis*, 102, 104137. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2025.104137>.
- Li, Z., & Lai, R. N. (2024). Are “Too Big To Fail” Banks Just Different in Size? – A Study on Risk-Taking and Tail Risk. *International Review of Financial Analysis*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3942229>.
- Makrelov, K., Davies, R., & Harris, L. (2021). The impact of capital flow reversal shocks in South Africa: a stock- and-flow-consistent analysis. *International Review of Applied Economics*, 1–28. <https://doi.org/10.1080/02692171.2021.1888897>.
- Thi, T., Do, N. H., & Nguyen, Y. T. (2025). Determinants of Operational Risk of the Commercial Bank After the Financial Crisis: Empirical Evidence from Vietnam. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*. <https://doi.org/10.1142/s0219091525500055>.