



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO  
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA – DECON – SEDE  
BACHAREL EM CIÊNCIAS ECONÔMICAS

GABRIEL HERMES DE MOURA GOMES

**QUAL CATEGORIA DE BANCO É MAIS EFICIENTE?**

Uma Análise Comparativa entre Bancos Digitais e Tradicionais via DEA

RECIFE

2025

GABRIEL HERMES DE MOURA GOMES

**QUAL CATEGORIA DE BANCO É MAIS EFICIENTE?**

Uma Análise Comparativa entre Bancos Digitais e Tradicionais via DEA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Luís Eduardo Barbosa Carazza

RECIFE

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE  
Bibliotecário(a): Suely Manzi – CRB-4 809

G633q Gomes, Gabriel Hermes de Moura.  
Qual categoria de banco é mais eficiente?: Uma análise comparativa entre bancos digitais e tradicionais via DEA / Gabriel Hermes de Moura Gomes. - Recife, 2025.  
60 f.; il.

Orientador(a): Luís Eduardo Barbosa Carazza.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Bacharelado em Ciências Econômicas, Recife, BR-PE, 2026.

Inclui referências e apêndice(s).

1. Análise de envoltória de dados. 2. Eficiência. 3. Agência bancária. 4. Bancos eletrônicos 5. Processamentos eletrônicos de dados - Bancos e operações bancárias. I. Carazza, Luís Eduardo Barbosa, orient. II. Título

CDD 330

GABRIEL HERMES DE MOURA GOMES

**QUAL CATEGORIA DE BANCO É MAIS EFICIENTE?**

Uma Análise Comparativa entre Bancos Digitais e Tradicionais via DEA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Aprovado em: 23/12/2025

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof. Dr. Luís Eduardo Barbosa Carazza (Orientador)  
Universidade Federal Rural de Pernambuco

---

Prof. Dra. Sónia Maria Fonseca Pereira Oliveira Gomes (Examinador Interno)  
Universidade Federal Rural de Pernambuco

---

Prof. Dra. Gisléia Benini Duarte (Examinador Interno)  
Universidade Federal Rural de Pernambuco

## RESUMO

Este trabalho tem por objetivo analisar a eficiência dos principais bancos tradicionais e digitais no Brasil e fazer uma análise comparativa entre essas categorias, utilizando a metodologia de Análise Envoltória de Dados (DEA) por meio da abordagem BCC (Retornos Variáveis de Escala) voltado aos insumos. Para isso, foram utilizados dados referentes ao ano de 2024, disponibilizados pelo Banco Central do Brasil, através da plataforma do IF Data, aplicando o modelo DEA, com retornos variáveis de escala orientados ao insumo. Duas variáveis de insumos (Indicador de Eficiência Operacional e o Custo Operacional) e duas variáveis de produtos (Retorno Médio das Operações de Crédito e a Rentabilidade do Patrimônio Líquido) foram consideradas. Os resultados obtidos indicaram que os bancos tradicionais apresentaram, em média, maior eficiência técnica quando comparados aos bancos digitais, devido à maior consolidação e estrutura organizacional da categoria. Observou-se que a maioria das instituições digitais ainda enfrenta desafios na otimização de custos operacionais e na conversão de recursos em produtividade. Conclui-se que, embora a inovação seja um diferencial dos bancos digitais, a eficiência técnica ainda é superior nos tradicionais. Recomenda-se a ampliação de estudos futuros com novos períodos, variáveis e abordagens metodológicas.

**Palavras-chave:** DEA. Eficiência. Bancos tradicionais. Bancos digitais. Sistema Bancário.

## ABSTRACT

This study aims to analyze the efficiency of the main traditional and digital banks in Brazil and to conduct a comparative analysis using the Data Envelopment Analysis (DEA) methodology through the BCC approach (Variable Returns to Scale) focused on inputs. For this purpose, data for the year 2024 provided by the Central Bank of Brazil through the IF Data platform were used, applying the input-oriented DEA with variable returns of scale model. Two input variables (Operational Efficiency Indicator and Operating Cost) and two output variables (Average Return on Credit Operations and Return on Equity) were considered. The results indicated that traditional banks presented, on average, higher technical efficiency compared to digital banks, due to the greater consolidation and organizational structure of this category. It was observed that most digital institutions still face challenges in optimizing operating costs and converting resources into productivity. It is concluded that, although innovation represents a key advantage of digital banks, technical efficiency remains higher among traditional institutions. Future studies are recommended to include new periods, variables, and methodological approaches.

**Keywords:** DEA. Efficiency. Traditional banks. Digital banks. Banking system.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

### GRÁFICOS

Gráfico 1 – Representação Gráfica da Isoquanta e das combinações de insumo e produto.....	11
Gráfico 2 – Fronteira de Produção do modelo CCR .....	14
Gráfico 3 – Fronteira de Produção do modelo BCC .....	14
Gráfico 4 – Distribuição da Eficiência média entre Bancos Tradicionais e Digitais .....	31
Gráfico 5 – Eficiência média dos bancos tradicionais e digitais por trimestre (2024).....	32
Gráfico 6 – Escores de Eficiência médio por tipo de modelo (CCR e BCC).....	33

### QUADROS

Quadro 1 – Panorama da revisão teórica .....	44
Quadro 2 – Pacotes do R utilizados.....	45

**LISTA DE TABELAS**

Tabela 1 – Média anual dos componentes dos insumos (em milhares de reais) .....	17
Tabela 2 – Média anual dos componentes dos produtos (em milhares de reais).....	19
Tabela 3 – Identificação de Potenciais <i>Outliers</i> pelo método <i>outlier.ap</i> .....	23
Tabela 4 – Média anual por categoria das variáveis de insumo .....	25
Tabela 5 – Média anual por categoria das variáveis de produto .....	26
Tabela 6 – Relação entre o indicador de eficiência técnica e variáveis .....	27
Tabela 7 – Escores de Eficiência.....	29
Tabela 8 – Ranking da Eficiência Média Anual.....	30

## LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 – Equação da Eficiência Técnica.....	10
Equação 2 – Regra geral de tamanho mínimo da amostra no DEA.....	12
Equação 3 – Função objetivo do modelo CCR orientado aos insumos.....	13
Equação 4 – Restrição de eficiência relativa (CCR) dos bancos pelo modelo do insumo.....	13
Equação 5 – Restrição de normalização (CCR) dos insumos.....	13
Equação 6 – Função objetivo do modelo BCC orientado ao insumo.....	15
Equação 7 – Restrição de eficiência relativa (BCC) dos bancos pelo modelo do insumo.....	15
Equação 8 – Restrição de normalização (BCC) dos insumos.....	15
Equação 9 – Indicador de Eficiência Operacional (IEO).....	20
Equação 10 – Custo Operacional (CO).....	21
Equação 11 – Retorno Médio das Operações de Crédito (RMOP).....	21
Equação 12 – Rentabilidade do Patrimônio Líquido (RPL).....	22

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BACEN	Banco Central do Brasil
BB	Banco do Brasil
BCB	Banco Central do Brasil
BCC	Banker, Charnes e Cooper
CCR	Charnes, Cooper e Rhodes
CEF	Caixa Econômica Federal
CO	Custo Operacional
RCE	Retornos Contantes de Escala
DEA	Data Envelopment Analysis
DMU	Decision Making Units
FPP	Fronteira de Possibilidade de Produção
IEO	Índice de Eficiência Operacional
LL	Lucro Líquido
OLS	Mínimos Quadrados Ordinários
PL	Patrimônio Líquido
RFOC	Receitas Financeiras das Operações de Crédito
RMOP	Retorno Médio das Operações de Crédito
RIF	Resultado da Intermediação Financeira
RPL	Rentabilidade do Patrimônio Líquido
RS	Receita de Serviços
SFA	Stochastic Frontier Analysis
VRS	Variable Returns to Scale

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>4</b>
2.1 PAPEL DOS BANCOS SEGUNDO A TEORIA DA FIRMA BANCÁRIA.....	4
2.2 BANCOS DIGITAIS E TRADICIONAIS.....	5
2.3 ESTUDOS UTILIZANDO A METODOLOGIA DEA (REVISÃO DA LITERATURA) .	6
2.4 TEORIA DA INSTABILIDADE FINANCEIRA.....	9
<b>3 METODOLOGIA.....</b>	<b>10</b>
3.1 ASPECTOS CONCEITUAIS DA EFICIÊNCIA .....	10
3.2 MÉTODO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA) .....	11
<b>3.2.1 Modelo CCR.....</b>	<b>12</b>
<b>3.2.2 Modelo BCC.....</b>	<b>14</b>
3.3 APLICAÇÃO DO MODELO NA PESQUISA .....	16
<b>3.3.1 Tratamento dos Dados .....</b>	<b>22</b>
<b>3.3.2 Identificação de <i>Outliers</i>.....</b>	<b>23</b>
<b>4 ANÁLISE DOS RESULTADOS .....</b>	<b>25</b>
4.1 ANÁLISE DOS INSUMOS .....	25
4.2 ANÁLISE DOS PRODUTOS .....	26
4.3 INTERPRETAÇÃO DA SIGNIFICÂNCIA .....	27
4.4 ANÁLISE DA EFICIÊNCIA .....	28
<b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>35</b>
5.1 LIMITAÇÕES DO ESTUDO .....	35
5.2 CONCLUSÃO DOS RESULTADOS DA EFICIÊNCIA.....	36
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>39</b>
<b>APÊNDICE A – Resumo dos estudos relacionados ao DEA .....</b>	<b>44</b>
<b>APÊNDICE B - Versões de Softwares e Pacotes Utilizados .....</b>	<b>45</b>
<b>APÊNDICE C – Scripts do Modelo DEA (BCC).....</b>	<b>46</b>
<b>APÊNDICE D – Scripts do Modelo DEA (CCR) .....</b>	<b>47</b>
<b>APÊNDICE E – Scripts da Identificação dos <i>Outliers</i> do Modelo DEA .....</b>	<b>48</b>
<b>APÊNDICE F – Scripts da significância das variáveis .....</b>	<b>49</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O sistema bancário brasileiro tem exercido um papel de destaque na economia nacional, atuando primordialmente na prestação de serviços de intermediação financeira entre os agentes econômicos (ASSAF NETO, 2025). Segundo Vasconcellos *et al.* (2023), esse destaque ocorre, devido ao crédito bancário, que estimula investimentos e, conseqüentemente, o crescimento sustentável em toda a cadeia produtiva, abrangendo bens e serviços. Considerando essa importância estratégica, a trajetória histórica das instituições financeiras, especialmente as tradicionais, revela como sua organização e expansão contribuíram para sua predominância no setor bancário nacional (SCHREIBER; VIANA; GRIBLER, 2024).

Nesse cenário, essas instituições tradicionais desenvolveram-se sob rígida regulamentação estatal devido à importância do setor no desenvolvimento nacional (SOARES DE LIMA; FERREIRA, 2022). Essas entidades são caracterizadas por uma ampla estrutura física, composta por grandes redes de agências e elevado número de funcionários (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2024), permitindo alcançar diferentes regiões do país e incluir milhões de correntistas (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2025).

Por conta disso, instituições como Banco do Brasil, Bradesco, Itaú e Santander detêm uma parcela significativa do mercado (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2024). Entretanto, essa consolidação baseou-se em um modelo de estruturas físicas robustas que, embora historicamente eficiente, implica elevados custos operacionais e rigidez processual. Diante da emergência de tecnologias financeiras e da demanda por agilidade e baixo custo, esse formato passou a ser desafiado por novos competidores (ALMEIDA; JORGE, 2021).

Dessa forma, surgiram novos desafios ao modelo tradicional de operação bancária, principalmente relacionados ao aumento dos custos operacionais e às mudanças na concentração de mercado de instituições bancárias no Brasil (ASSAF NETO, 2025).

Diante desse contexto, a busca por maior eficiência operacional tornou-se um dos principais pontos de competitividade entre as instituições financeiras. Por conseguinte, a indústria compreendeu a necessidade de modernização do ecossistema bancário como um todo, viabilizando uma maior competitividade no setor com o advento das *fintechs*, especialmente as de atuação bancária, conhecidas como bancos digitais (ALMEIDA; JORGE, 2021).

Nesse cenário de reestruturação competitiva e em um contexto caracterizado pela digitalização e transformação tecnológica, bem como pela concorrência entre instituições

tradicionais e digitais com foco na eficiência operacional, torna-se essencial compreender como os novos entrantes se posicionam em relação aos bancos tradicionais, especialmente no que se refere à sua capacidade de operar de forma eficiente.

Assim, emerge a necessidade de realizar uma análise comparativa entre essas categorias de instituições, especialmente ao se considerarem as mudanças estruturais constantes no setor financeiro brasileiro. Tal comparação de desempenho pode se revelar essencial tanto para o mercado — visto que os resultados podem auxiliar gestores, clientes e investidores na compreensão das vantagens competitivas de cada segmento — quanto para o âmbito científico. Nesse sentido, o estudo pode contribuir para a ampliação da literatura sobre a eficiência técnica no sistema bancário nacional, sobretudo por meio da aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA), método amplamente utilizado (PANWAR; OLFATI; PANT; SNASEL, 2022), mas ainda pouco explorado em comparações diretas entre bancos digitais e tradicionais.

Essa ferramenta tem por objetivo auxiliar na tomada de decisões ao realizar as chamadas análises de *benchmarking*, que avaliam a eficiência comparativa entre os diferentes bancos presentes no modelo (PÉRICO; REBELATTO; SANTANA, 2008). O método é caracterizado como uma abordagem não paramétrica, estruturada em variáveis de entrada (*inputs*) e saída (*outputs*), que calcula a relação entre elas por meio de programação linear para mensurar a eficiência relativa. Dessa forma, o uso do DEA mostra-se especialmente apropriado quando se busca comparar organizações que operam em contextos semelhantes, mas apresentam distintos níveis de desempenho, como é o caso dos bancos analisados.

Com a aplicação dessa metodologia, torna-se viável a possibilidade de comparar as eficiências relativas de um conjunto delimitado de instituições financeiras, segmentadas entre bancos tradicionais e digitais. Esta análise pode contribuir para identificar diferenças relevantes no desempenho dessas organizações e examinar os fatores determinantes da eficiência, fundamentando-se nos resultados gerados pelo modelo.

Dessa forma, a hipótese deste trabalho busca responder se os bancos tradicionais apresentam maior eficiência técnica devido à sua maior capacidade financeira e estrutura consolidada, ou se os bancos digitais, por operarem com processos mais enxutos e intensivos em tecnologia, conseguem alocar recursos de forma mais eficiente. Assim, atende-se ao objetivo principal deste estudo, que consiste em determinar qual segmento possui o maior nível de eficiência técnica.

A pesquisa apresenta caráter quantitativo e descritivo, fundamentada em dados financeiros disponibilizados pelo Banco Central do Brasil (BACEN), por meio da plataforma

IF Data referentes ao ano de 2024. O IF Data é um sistema oficial de divulgação de informações financeiras das instituições financeiras que operam no Sistema Financeiro Nacional, elaborado a partir de dados reportados trimestralmente pelas próprias instituições ao regulador.

Foram consideradas na pesquisa as 19 maiores instituições financeiras tradicionais (Itaú, Banco do Brasil, Caixa Econômica Federal, Bradesco, Santander, BTG Pactual, Safra, Citibank, Banrisul, JP Morgan Chase) e digitais (Banco XP, Nubank, Votorantim, Banco C6, Banco Master, Inter, PagSeguro, Mercado Pago e BMG) em operação no país, de acordo com o critério de ativos totais disponibilizado no relatório financeiro do BACEN em 2024. Para mensurar a eficiência técnica dessas instituições, será aplicada a metodologia da Análise Envoltória de Dados (DEA), utilizando as variáveis que compõem a base de dados e complementando o trabalho com a análise comparativa dos resultados.

Após apresentar o problema de pesquisa, seus objetivos e a relevância do estudo, torna-se necessário compreender os principais conceitos que embasam a análise. Assim, a próxima seção discute a literatura relacionada ao contexto do trabalho, apresentando papel das instituições financeiras, bem como as características e diferenças entre os grupos analisados, e os principais autores que utilizaram a mesma abordagem, fornecendo o suporte teórico para a condução da pesquisa.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Antes de abordar as definições das categorias de instituições bancárias que integram este trabalho, bem como a aplicação do modelo DEA em outras pesquisas, faz-se necessário detalhar o papel das instituições financeiras através da Teoria da Firma Bancária. Nesse sentido, a seção a seguir discute a função dos bancos sob a perspectiva dessa teoria, conceituando-os de acordo com as principais correntes.

### 2.1 PAPEL DOS BANCOS SEGUNDO A TEORIA DA FIRMA BANCÁRIA

A função bancária proposta pela Teoria da Firma Bancária divide-se fundamentalmente em duas abordagens. A perspectiva Neoclássica concebe os bancos como intermediários neutros e passivos, cuja função limita-se à transferência de recursos entre agentes, sem influenciar variáveis reais da economia (FAMA, 1980).

Em contrapartida, a visão Pós-Keynesiana atribui à firma bancária um papel dinâmico de criadora de moeda endógena. Nesse contexto, a função é guiada pela preferência pela liquidez e expectativas econômicas, bem como pela administração ativa do passivo visando à expansão (MINSKY, 1986), impactando diretamente o nível de renda e emprego (LIMA; SICSÚ; PAULA, 1999).

Em resumo, segundo a teoria apresentada, os bancos são vistos como intermediários que transformam recursos de curto prazo (depósitos) em crédito de prazos maiores, assumindo riscos de liquidez, crédito e custos operacionais para gerar lucro. Assim como qualquer firma, o banco utiliza insumos (capital, trabalho, tecnologia, captação, estrutura física) para gerar produtos (operações de crédito, serviços financeiros e resultados de intermediação). A eficiência, nesse contexto, reflete a capacidade de entregar esse conjunto de produtos com o menor nível possível de insumos, mantendo risco controlado.

A maneira como cada instituição bancária integra seus recursos para oferecer produtos impacta diretamente seu grau de eficiência. As decisões relacionadas à tecnologia, ao modelo operacional e à captação de recursos determinam o volume de custos necessários para a prestação dos mesmos serviços financeiros. Essas diferenças tornam-se evidentes quando se comparam modelos de negócio distintos, como bancos tradicionais e digitais, cuja configuração estrutural influencia significativamente o desempenho mensurado pelo DEA.

Dito isso, essa diferença de eficiência entre instituições tradicionais e digitais decorre diretamente dessa estrutura produtiva, principalmente no que diz respeito ao tamanho da rede

física. Historicamente, o modelo tradicional exigia uma extensa rede de agências, resultando em uma base de custos alta, bem como em uma estrutura de capital e de passivos muito maior. Em contraste, as instituições do grupo digital foram projetadas desde o início para operar no meio digital e se beneficiam de uma estrutura de custos mais baixa devido à ausência de despesas com agências e menores gastos com pessoal (THAKOR, 2020).

Essa diferenciação também deve aparecer nos resultados do modelo, pois tais características — como volume de ativos, composição das despesas operacionais, capacidade de operações de crédito e estrutura operacional — estão expressas quantitativamente nos relatórios financeiros analisados. Dessa forma, as disparidades no modelo de negócios de cada segmento influenciam diretamente os insumos e produtos utilizados no DEA, justificando a expectativa de desempenhos distintos.

Diante das diferenças operacionais observadas, torna-se imprescindível categorizar as instituições financeiras segundo seus modelos de negócios, procedendo-se à definição conceitual de cada segmento.

## 2.2 BANCOS DIGITAIS E TRADICIONAIS

Por sua vez, os bancos digitais são instituições caracterizadas pela ausência de agências físicas, sendo todas as operações realizadas em âmbito online (BARROS; COELHO; PALOMARES, 2019) — desde a abertura de contas bancárias até aplicações e outras operações —, acessadas, majoritariamente, por meio de aplicativos em dispositivos móveis. Assaf Neto (2025) traz uma definição mais ampla, caracterizando-os como instituições financeiras que se distinguem por meio da inovação e tecnologia em seus processos, visando proporcionar um ambiente mais eficiente para o cliente. Essas organizações apresentam diferenciais em comparação aos bancos tradicionais, principalmente na oferta de produtos e serviços de usabilidade simples e alta conveniência, tendo na inovação a força motriz de toda a estrutura operacional, seja pela adoção de novas tecnologias em seus processos, seja pela criação de novos modelos de negócio (CHUEN; TEO, 2015).

Já os bancos tradicionais, conforme Brody (2021), são definidos pela função neoclássica de uma instituição financeira: essencialmente um intermediário que capta recursos de investidores. Por meio do relacionamento com o cliente, o banco obtém fundos via depósitos e, subsequentemente, os utiliza para emprestar ou investir (GURLEY; SHAW, 1956). Segundo Diamond e Rajan (2000), o modelo tradicional envolve alavancagem, emprestando recursos de terceiros, o que torna esses bancos suscetíveis a corridas de liquidez.

Esta vulnerabilidade baseia-se no desequilíbrio entre passivos de curto prazo (depósitos dos clientes) e ativos de longo prazo (empréstimos feitos pelo banco). Visto que os bancos tradicionais emprestam recursos a longo prazo que precisam estar disponíveis no curto prazo, cria-se um risco de falta de liquidez caso muitos clientes tentem sacar simultaneamente.

Partindo dessa premissa, buscou-se consolidar o entendimento sobre a aplicação de outras formas de diferenciação entre os grupos: tradicional e digital. Para tanto, objetivou-se apurar a implementação do modelo de eficiência no setor por meio de uma pesquisa bibliográfica detalhada, contemplando os principais estudos e publicações acadêmicas que empregaram a metodologia DEA como instrumento para avaliar o desempenho operacional das instituições bancárias, tanto em contextos nacionais quanto internacionais.

### 2.3 ESTUDOS UTILIZANDO A METODOLOGIA DEA (REVISÃO DA LITERATURA)

Jemric *et al.* (2002) realizaram um estudo sobre a eficiência relativa dos bancos croatas, utilizando a abordagem DEA. Foram empregadas duas perspectivas para mensurar a eficiência técnica. A primeira, denominada Abordagem Operacional, reflete a gestão de receitas e custos. Nela, as entradas foram: custos de juros, comissões, despesas com pessoal (salários brutos) e custos de capital (amortização, manutenção, materiais). Como saídas, consideraram-se as receitas de juros e as receitas não provenientes de juros (comissões por serviços). A segunda, chamada Abordagem de Intermediação, foi definida pelos autores como uma perspectiva mais “mecânica”, tratando as instituições como transformadoras de mão de obra e capital em crédito. Os insumos utilizados foram ativos fixos (incluindo software), número de funcionários e total de depósitos recebidos. Já os produtos compreenderam o total de empréstimos concedidos e os títulos de curto prazo emitidos por setores oficiais. Em ambas as abordagens, foram aplicados o modelo proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (retornos constantes de escala) e o modelo BCC (retornos variáveis). A amostra foi composta por 39 instituições, incluindo bancos estatais, privados, estrangeiros e nacionais. Os resultados indicaram que os bancos de propriedade estrangeira e os novos bancos privados foram, em média, os mais eficientes em ambos os modelos. Observou-se ineficiência excessiva nos bancos estatais e antigos, atribuída ao excesso de funcionários e ativos fixos. Em relação à escala, as instituições menores destacaram-se no modelo CCR, enquanto os bancos grandes mostraram-se eficientes na metodologia BCC, sendo as instituições de médio porte, em média, as mais ineficientes.

Périco *et al.* (2008) desenvolveram uma pesquisa com o objetivo de avaliar se os maiores bancos são os mais eficientes, utilizando a abordagem de Análise Envoltória de Dados. Nesse estudo, foi utilizada a base de dados intitulada “Os Maiores Bancos”, do ano de 2005, divulgada pelo Banco Central do Brasil (BCB). A amostra compôs-se dos 12 maiores bancos constantes na base de dados. As variáveis de entrada escolhidas para compor o modelo foram o patrimônio líquido, o ativo total e os depósitos, enquanto o produto foi definido como o resultado líquido. O método utilizado no trabalho foi o modelo proposto por Banker, Charnes e Cooper (BCC), com orientação para as variáveis de saída (*outputs*), ou seja, com o objetivo de aumentar os resultados mantendo os insumos no mesmo nível, e com retornos variáveis de escala. O resultado da pesquisa demonstrou que a eficiência média dos bancos atingiu 84,14%. Cinco instituições foram classificadas como eficientes e estabelecidas como *benchmarks* para as menos eficientes. Por fim, o artigo concluiu que é possível que o maior banco seja também o mais eficiente, desde que otimize a utilização e alocação de seus recursos, visto que a eficiência é medida pela relação entre os resultados obtidos e os insumos utilizados, e não pela riqueza absoluta da unidade produtiva.

Souza *et al.* (2009) analisaram o desempenho dos 100 maiores bancos brasileiros entre 2001 e 2005 utilizando o modelo DEA com retornos constantes de escala (RCE). O estudo foi dividido em duas abordagens: a análise geral, que buscou avaliar a competitividade do setor bancário, utilizando alavancagem, custo operacional e imobilização como entradas, e liquidez imediata e rentabilidade operacional como saídas; e a análise por segmento, que examinou a eficiência dos bancos de atacado, mercado médio, financiamento e varejo. Os resultados indicaram que o segmento de atacado foi o mais eficiente, enquanto o de financiamento apresentou o menor desempenho. Além disso, constatou-se que os bancos líderes em eficiência não eram necessariamente os maiores em ativos, sugerindo haver espaço competitivo para instituições de pequeno e médio porte. O estudo concluiu que, apesar da concentração bancária crescente, o setor permanecia competitivo e que o DEA se mostrou útil por oferecer informações complementares às análises tradicionais sobre os determinantes da eficiência técnica.

Mendonça *et al.* (2016) analisaram o desempenho das seis maiores instituições bancárias com atuação no Brasil no período de 2012 a 2014, mediante a aplicação do DEA. O estudo utilizou duas variáveis de entrada (Índice de Eficiência Operacional e Custo Operacional) e duas de saída (Retorno Médio de Operações de Crédito e Retorno sobre o Patrimônio Líquido). No artigo, foi implementada a metodologia CCR orientada aos insumos, com o objetivo de minimizar os recursos mantendo o nível de produto. O estudo concluiu que,

dentre os anos analisados, apenas um banco não atingiu a eficiência máxima. Identificou-se que a variável Índice de Eficiência Operacional (IEO) foi a que mais apresentou ineficiência, indicando que, na maioria dos casos, as instituições deveriam reduzir suas despesas. Já o Retorno sobre o Patrimônio Líquido (RPL) apresentou a maior folga (*slack*) entre as variáveis de saída, indicando que as instituições ineficientes precisariam aumentar a lucratividade para obter um desempenho melhor.

Por fim, o artigo publicado por Comelli *et al.* (2017) teve por objetivo avaliar a eficiência dos bancos de capital aberto que atuaram no mercado brasileiro no período de 2015 a 2016. A amostra compreendeu 12 instituições bancárias, utilizando a metodologia de Análise Envoltória de Dados (DEA) e o modelo BCC orientado a saídas, com o objetivo de aumentar os resultados mantendo os níveis de insumo constantes. O estudo adotou duas abordagens distintas: (i) a da Intermediação Financeira, com insumos como número de agências, valor dos depósitos e ativo total, e produtos como operações de crédito, arrendamento mercantil e aplicações financeiras; e (ii) a do Resultado, com entradas compostas por despesas de intermediação, de pessoal, administrativas, tributárias e operacionais, e saídas formadas pelas receitas de intermediação, de prestação de serviços e outras receitas operacionais. Quanto aos resultados, constatou-se que, na abordagem de Resultado (aspecto financeiro), 92% dos bancos foram eficientes ao final do período. Já na perspectiva da Intermediação Financeira, a porcentagem de bancos eficientes caiu para 75%. Essa discrepância foi exemplificada pelo banco Paribas, que alcançou 100% de eficiência no modelo de Resultado, mas obteve apenas 55% ao se alterar para a abordagem de Intermediação. O estudo concluiu que o DEA é uma boa alternativa para avaliação de desempenho, embora não capte o desempenho de longo prazo ou outros aspectos qualitativos, recomendando-se cautela na utilização do método, principalmente na escolha das variáveis.

Diante do exposto, evidencia-se que a literatura oferece sólido respaldo para a utilização da Análise Envoltória de Dados como ferramenta central na avaliação de desempenho bancário. Os estudos analisados fornecem diretrizes claras para a seleção das variáveis mais adequadas ao contexto brasileiro.

Para aprofundar essa análise, torna-se pertinente incorporar uma abordagem teórica que possibilite interpretar os resultados de eficiência de maneira mais abrangente, considerando suas possíveis implicações para a estabilidade do sistema financeiro. Nesse contexto, a Teoria da Instabilidade Financeira oferece um arcabouço conceitual adequado para ampliar a compreensão dos efeitos associados ao desempenho das instituições bancárias.

## 2.4 TEORIA DA INSTABILIDADE FINANCEIRA

A Teoria da Instabilidade Financeira, outra teoria desenvolvida por Minsky (1986), sustenta que o sistema financeiro é inerentemente instável, uma vez que períodos prolongados de estabilidade econômica incentivam a ampliação do crédito e a assunção crescente de riscos pelas instituições financeiras (MINSKY, 1975). Nesse contexto, a busca por maior rentabilidade e eficiência pode levar os agentes a adotarem estruturas financeiras mais frágeis, aumentando a vulnerabilidade do sistema a choques. Assim, a teoria destaca que a dinâmica do setor bancário, ao responder a incentivos de desempenho e eficiência, pode reforçar ciclos de expansão e contração, tornando a análise da eficiência bancária um elemento relevante para a compreensão da estabilidade financeira.

Fundamentado nesse arcabouço teórico, o capítulo a seguir detalha os procedimentos metodológicos adotados nesta pesquisa, definindo os conceitos de eficiência, descrevendo a base de dados e apresentando os modelos matemáticos da abordagem DEA.

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 ASPECTOS CONCEITUAIS DA EFICIÊNCIA

Conforme Lotfi *et al.* (2020), a definição de eficiência difere do conceito de eficácia. A primeira refere-se à capacidade de gerar produtos ou serviços otimizando os recursos disponíveis, enquanto a eficácia diz respeito ao grau em que os resultados obtidos atendem aos objetivos da organização. Comumente, a avaliação de desempenho associa-se a exemplos como custo por unidade ou lucro por unidade. Contudo, matematicamente, a mensuração do desempenho fundamenta-se na razão entre duas grandezas, como mostra a Equação (1).

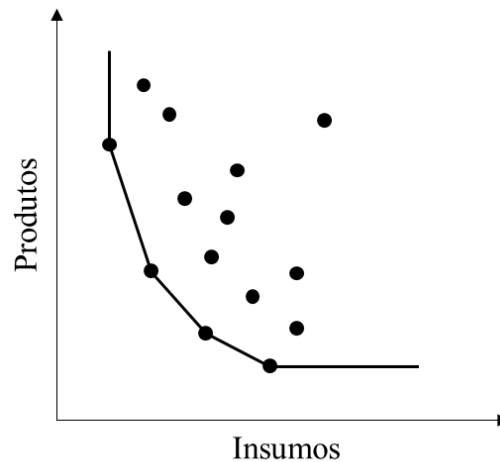
$$\text{Eficiência} = \frac{\text{Output}}{\text{Input}} \quad (1)$$

Nessa razão, a eficiência é determinada pelo quociente, onde o numerador é representado pelos produtos (*output*) e o denominador, pelos insumos (*input*).

Cooper *et al.* (2005) apresentam uma definição mais robusta ao estabelecer um paralelo com a teoria proposta pelo economista Vilfredo Pareto, denominada “Ótimo de Pareto”. Segundo esse conceito, uma situação econômica atinge o nível ótimo quando é impossível aprimorar o bem-estar de um indivíduo, seja alterando a produção ou a troca, sem comprometer o bem-estar de outro. Uma derivação fundamental desse conceito associado ao modelo DEA é a Eficiência de Pareto-Koopmans, elaborada pelo economista Tjalling Koopmans. Essa definição estabelece que o desempenho de uma DMU (*Decision Making Unit*) só será considerado eficiente se, e somente se, não for possível melhorar qualquer entrada ou saída sem piorar alguma outra variável de entrada ou saída.

O conceito de eficiência, ou ponto ótimo, na microeconomia, está associado ao modelo da Fronteira de Possibilidade de Produção (FPP), caracterizada por demonstrar todas as combinações de produto que a economia é capaz de gerar, dados os fatores de produção e a tecnologia disponíveis (MANKIW, 2021). Traçando um paralelo com a metodologia DEA, a representação da eficiência técnica ocorre por meio da isoquanta, definida como a curva que conecta todas as combinações de diferentes insumos que geram a mesma quantidade de produto. Segundo Farrell (1957), para atingir o ponto eficiente, a combinação de insumo e produto deve situar-se de modo a tangenciar a isoquanta, conforme representado no Gráfico 1.

### Gráfico 1 – Representação Gráfica da Isoquanta e das combinações de insumo e produto



Fonte: Elaboração própria (adaptado de Farrell (1957)).

Nesse contexto, a Análise Envoltória de Dados (DEA) consolida-se como uma das metodologias mais robustas e amplamente difundidas para a mensuração da eficiência relativa.

### 3.2 MÉTODO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)

Desenvolvido por Charnes *et al.* (1978), o DEA consiste em uma metodologia de pesquisa operacional fundamentada em programação linear, utilizada para mensurar a eficiência relativa de unidades produtivas, denominadas Unidades Tomadoras de Decisão (PÉRICO; REBELATTO; SANTANA, 2008). Esta abordagem é classificada como não paramétrica por não exigir uma função de produção pré-definida comum a todas as organizações da análise. Ou seja, não se faz necessária uma fórmula fixa para a medição da eficiência.

O modelo fundamenta-se no conceito de DMUs (*Decision Making Units*), ou Unidades Tomadoras de Decisão, definidas como entidades que utilizam insumos e produtos similares. No contexto desta pesquisa, cada DMU representa um banco da amostra, visto que todas as instituições analisadas empregam o mesmo conjunto de insumos e produtos.

Apesar de ser amplamente utilizado em pesquisas acadêmicas envolvendo análise de eficiência, o método DEA possui limitações. Uma das principais reside na alta sensibilidade aos *outliers* (valores atípicos), os quais podem distorcer a fronteira de eficiência e influenciar indevidamente o resultado das outras instituições. Por ser um modelo não paramétrico e baseado em programação linear, o DEA não produz resíduos de Mínimos Quadrados

Ordinários (OLS). Por essa razão, os diagnósticos de *outliers* baseados na análise de resíduos, comuns em modelos de regressão, não podem ser usados nessa abordagem (WILSON, 1993). Vale ressaltar ainda que a eficiência calculada pela Análise Envoltória de Dados é relativa: ela não indica se os bancos são eficientes de forma absoluta, mas apenas quais são os mais eficientes dentro do conjunto analisado. Assim, um banco pode ser classificado como eficiente na amostra mesmo que, em termos absolutos, não apresente um desempenho satisfatório.

Outra limitação reconhecida do método DEA é a perda de poder de discriminação quando o número de observações é pequeno em relação ao número de variáveis utilizadas. Isso ocorre porque, havendo poucas DMUs para um número considerável de variáveis, o modelo tende a classificar muitas unidades como eficientes, mesmo que na prática não sejam. Para contornar esta questão, Cooper *et al.* (2007) propuseram uma regra geral que estabelece um número mínimo de unidades a serem analisadas: a amostra deve corresponder a, pelo menos, o triplo da soma das variáveis de entrada e saída, conforme demonstra a Equação 2. Ou seja, se o modelo utiliza 4 variáveis no total, são necessários no mínimo 12 bancos para garantir a robustez da análise.

$$n \geq \max \{m \times s; 3(m + s)\} \quad (2)$$

Onde:

$n$  = bancos analisados;

$m$  = número de variáveis de insumos;

$s$  = número de produtos.

Apesar dessas limitações, o método demonstrou-se uma ferramenta analítica robusta para mensurar a eficiência relativa do setor. Parte dessa aplicabilidade deve-se à sua capacidade de lidar com diferentes retornos de escala, o que fundamenta a distinção entre os dois modelos clássicos: o CCR e o BCC.

### 3.2.1 Modelo CCR

Elaborado por Charnes *et al.* (1978), este modelo permite uma análise da eficiência relativa, bem como a estimativa das ineficiências entre as unidades analisadas (LOTFI; EBRAHIMNEJAD; VAEZ-GHASEMI; MOGHADDAS, 2020). Existem duas formulações

matemáticas para essa abordagem: a orientada ao insumo e a orientada ao produto. O modelo orientado ao insumo recebe esta definição pelo objetivo de minimizar os níveis de entrada assegurando o mesmo nível de produto, sem afetar a eficiência (Equação 3). Já o modelo orientado ao produto tem a finalidade de maximizar os resultados mantendo inalterados os patamares de insumos.

A primeira restrição para o modelo orientado ao insumo (Equação 4) estabelece que a diferença entre a soma ponderada dos produtos e a soma ponderada dos insumos deve ser menor ou igual a zero para todas as DMUs (PÉRICO; REBELATTO; SANTANA, 2008). Isso significa que nenhuma unidade pode ter eficiência superior a 100%. A segunda restrição (Equação 5) refere-se à normalização, fixando em 1 o somatório da multiplicação entre os insumos consumidos e os pesos do banco avaliado (K). Dessa forma, se o banco K for eficiente,  $h_k$  é igual a 1, caso contrário, o indicador será inferior a 1. Para o modelo CCR com orientação ao produto, as restrições seguem a mesma lógica, com exceção de seu propósito: maximizar o nível de produção mantendo constante o consumo dos insumos.

### Modelos CCR – Orientação ao insumo

Maximizar:

$$h_k = \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \quad (3)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0 \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad u_r, v_i \geq 0 \quad (5)$$

Considerando:

$x$  = insumos;

$y$  = produtos;

$u, v$  = pesos;

$h_k$  = eficiência dos bancos analisados;

$u_r$  = peso atribuído ao insumo;

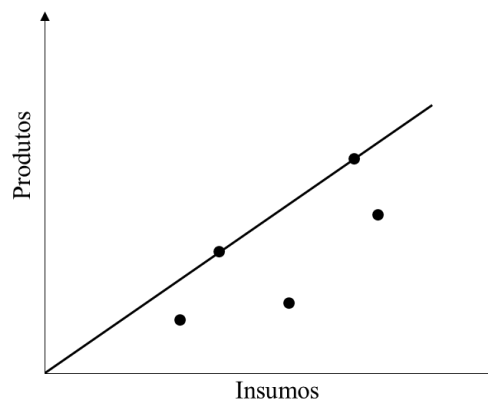
$y_{rk}$  = quantidade observada dos insumos;

$r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; e j = 1, \dots, N.$

### 3.2.2 Modelo BCC

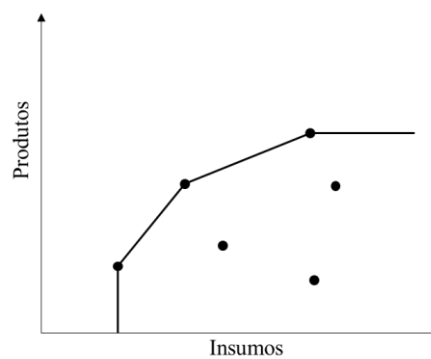
Formulado por Banker *et al.* (1984), esse modelo permite distinguir a eficiência técnica pura da eficiência de escala. Ao contrário do método CCR, que admite apenas retornos constantes, o BCC incorpora a premissa de Retornos Variáveis de Escala (*Variable Returns to Scale - VRS*). Dessa forma, é possível identificar se os ganhos de escala são crescentes, decrescentes ou constantes. A diferença entre as abordagens pode ser verificada visualmente nas fronteiras de produção: o Gráfico 2 ilustra o modelo de retornos constantes (CCR), enquanto o Gráfico 3 representa o modelo de retornos variáveis (BCC), exemplificando um cenário de único insumo e produto.

**Gráfico 2 – Fronteira de Produção do modelo CCR**



**Fonte:** Elaboração própria (adaptado de Cooper *et al.* (2006)).

**Gráfico 3 – Fronteira de Produção do modelo BCC**



**Fonte:** Elaboração própria (adaptado de Cooper *et al.* (2006)).

As equações abaixo representam as restrições do Modelo BCC, as quais coincidem com as do modelo CCR, diferenciando-se apenas pela inclusão da variável  $u_r$ , que representa os retornos variáveis de escala do modelo.

### Modelos BCC – Orientação ao insumo

Maximizar:

$$h_k = \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} + v_k \quad (6)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} = 1 \quad (7)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_r x_{ij} - v_k \leq 0 \quad (8)$$

$$u_r, v_i \geq 0$$

Considerando:

$x$  = insumos;

$y$  = produtos;

$u, v$  = pesos;

$h_k$  = eficiência dos bancos analisados;

$u_r$  = peso atribuído ao insumo;

$y_{rk}$  = quantidade observada dos insumos;

$r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; e j = 1, \dots, N.$

Essa compreensão fornece a base conceitual indispensável para interpretar os resultados da eficiência relativa. A partir dessa fundamentação, procede-se à aplicação empírica do modelo DEA, considerando as premissas de retornos constantes e variáveis para capturar as nuances operacionais dos bancos analisados. Tal abordagem permite uma avaliação mais precisa e robusta do desempenho das instituições financeiras.

### 3.3 APLICAÇÃO DO MODELO NA PESQUISA

Neste trabalho, foram selecionadas as 19 maiores instituições financeiras — entre tradicionais e digitais — com base no critério de ativos totais, conforme dados do balanço financeiro fornecido pelo BACEN no quarto trimestre de 2024. Último resultado divulgado para o ano de 2024.

A amostra priorizou os bancos classificados como múltiplos<sup>1</sup> pelo Banco Central, com a inclusão excepcional do Nubank e do Mercado Pago. Embora juridicamente classificados como Instituições de Pagamento, ambos atuam de forma equivalente a um banco múltiplo e exercem papel relevante no sistema financeiro, sendo considerados, respectivamente, o primeiro e o segundo maiores bancos digitais em número de clientes (BCB, 2025). Em contrapartida, foram excluídos da análise bancos como o BNDES (por ser um banco de desenvolvimento), Bancoob e Sicredi (cooperativas de crédito) e a *fintech* Stone, a qual atua estritamente como instituição de pagamento, não disponibilizando o conjunto completo de serviços bancários (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2024). Esse refinamento é fundamental, visto que o modelo DEA pressupõe a homogeneidade das Unidades Tomadoras de Decisão (DMUs), demandando que todas as instituições ofereçam serviços similares para que a metodologia e os resultados sejam válidos.

A amostra final contemplou 10 instituições tradicionais e 9 digitais. O grupo tradicional é composto por: Itaú Unibanco, Banco do Brasil (BB), Caixa Econômica Federal (CEF), Bradesco, Santander Brasil, BTG Pactual, Banco Safra, Citibank Brasil, Banrisul e JP Morgan Chase Brasil. Já o segmento digital abrange: XP Investimentos, Nubank, Banco Votorantim, Banco C6, Banco Master, Banco Inter, PagSeguro, Mercado Pago e Banco BMG.

As variáveis selecionadas para compor o modelo fundamentaram-se no estudo de Oliveira *et al.* (2011). Segundo essa abordagem, no contexto bancário, as instituições utilizam recursos operacionais para gerar retorno financeiro, e a escolha das variáveis deste trabalho segue essa lógica de produção.

Tais variáveis são relevantes devido aos seus componentes, os quais, de forma direta, refletem a estrutura operacional e a capacidade de geração de resultados das instituições. Ao organizar esses componentes como insumos e produtos, o modelo DEA captura de maneira

---

<sup>1</sup> Os bancos múltiplos são instituições financeiras privadas ou públicas que realizam operações ativas, passivas e acessórias por meio das seguintes carteiras: comercial; de investimento e/ou de desenvolvimento; de crédito imobiliário; de arrendamento mercantil; e de crédito, financiamento e investimento, conforme regulamentação do Banco Central do Brasil.

mais coerente a relação entre os recursos utilizados e os resultados gerados, permitindo uma avaliação robusta da eficiência técnica no contexto bancário analisado.

A lista completa das instituições e seus respectivos dados operacionais — abrangendo Ativo Total, Despesa de Pessoal, Despesa Administrativa, Resultado da Intermediação Financeira (RIF) e Receita de Serviços (RS) — encontra-se na Tabela 1. A apresentação segue a ordem decrescente de ativos totais, listando, na parte superior, os bancos tradicionais e, na inferior, as instituições digitais.

**Tabela 1 – Média anual dos componentes dos insumos (em milhares de reais)**

<b>Bancos</b>	<b>Ativo Total</b>	<b>D. Pessoal</b>	<b>D. Administrativa</b>	<b>RIF</b>	<b>RS</b>
Itaú	2.641.586.802	9.047.533	10.912.309	24.805.181	12.566.635
BB	2.367.042.571	9.821.032	5.450.801	20.322.263	7.872.293
CEF	1.948.323.937	11.312.055	4.708.609	16.944.883	7.569.804
Bradesco	1.680.862.118	8.241.772	8.292.236	12.679.726	7.790.746
Santander	1.290.557.332	3.063.212	5.815.137	6.627.969	5.942.295
BTG	584.310.031	1.217.633	4.124.260	6.508.816	2.529.008
Safra	296.564.132	1.362.874	1.157.103	2.896.556	735.107
Citibank	208.009.597	582.694	558.531	1.804.445	516.440
Banrisul	137.887.382	853.173	784.555	2.183.411	401.819
JP Morgan	132.150.186	525.435	209.787	936.214	427.300
Banco XP	242.813.014	807.413	2.071.660	1.945.607	1.890.418
Nubank	219.025.497	940.838	3.220.083	6.604.548	2.883.618
Votorantim	138.711.437	602.064	885.559	2.128.920	242.540
Banco C6	94.347.638	316.996	740.974	1.675.894	551.609
Master	64.757.132	168.133	874.967	855.052	159.511
Inter	67.645.590	285.584	697.978	713.930	483.283
PagSeguro	67.068.172	220.321	1.338.346	-876.151	3.558.607
M. Pago	50.866.427	311.963	724.212	168.165	5.759.864
BMG	46.205.346	133.447	805.468	1.706.825	34.416

**Fonte:** IF Data – Banco Central do Brasil (2025). Elaboração própria.

**Nota:** BB = Banco do Brasil; CEF = Caixa Econômica Federal; D. = Despesa; M. Pago = Mercado Pago; RIF = Resultado da Intermediação Financeira; RS = Receitas de Serviços.

Pode-se perceber pela tabela acima — a qual utiliza a média de cada componente proveniente dos quatro trimestres do ano de 2024, divulgados pelo Banco Central em seu

relatório trimestral disponível na plataforma IF Data (Banco Central, 2025) — a magnitude de cada componente por tipo de instituição, com valores apresentados em milhares de reais. Ou seja, cada número na tabela representa três casas decimais a mais.

A primeira disparidade refere-se à média dos ativos totais, indicador no qual o grupo tradicional apresenta valores substancialmente superiores aos do segmento digital. Destaca-se que metade desses bancos possui ativos superiores a um trilhão de reais (Itaú, Banco do Brasil, Caixa Econômica, Bradesco e Santander). Tal magnitude indica que este modelo opera com uma base de ativos muito mais robusta, refletindo décadas de presença consolidada, além de uma maior carteira de crédito e estrutura operacional ampla.

No tocante às despesas operacionais (Despesa de Pessoal e Administrativa), os dados reforçam o contraste entre estruturas físicas intensivas em mão de obra — que suportam custos elevados com agências, logística, infraestrutura e manutenção de serviços dispersos nacionalmente — e os modelos totalmente digitais. Estes últimos operam com estruturas extremamente enxutas, sem presença física e com alta centralização tecnológica.

Por sua vez, o Resultado da Intermediação Financeira demonstra a capacidade das instituições de gerar retorno a partir de operações de crédito, aplicações e outras operações financeiras. O segmento tradicional apresenta valores mais elevados em virtude da expressiva participação no mercado de crédito e da ampla carteira de produtos.

A Receita de Serviços, definida como os ganhos obtidos pelas instituições por meio da cobrança de tarifas e da prestação de serviços não derivados de juros (FERREIRA; ZANINI; ALVES, 2019), apresenta, no grupo tradicional, valores expressivamente superiores. Tal disparidade é resultado direto de estruturas amplas de produtos e serviços tarifados — como administração de contas, cartões, seguros e investimentos — que, historicamente, compõem uma importante fonte de receita nessas instituições. Em contrapartida, o segmento digital exhibe valores mais heterogêneos e inferiores, reflexo de modelos de negócio baseados em tarifas reduzidas, serviços gratuitos e forte competição pelo aumento da base de clientes em detrimento da monetização imediata. Ainda assim, alguns bancos digitais, como PagSeguro e Mercado Pago, destacam-se com receitas elevadas entre os digitais, impulsionadas por operações intensivas em meios de pagamento.

Essa análise descritiva estende-se aos componentes dos produtos — abrangendo as Receitas Financeiras das Operações de Crédito (RFOC), Operações de Crédito, Lucro Líquido (LL) e Patrimônio Líquido (PL). Os dados, referentes à média anual de 2024, encontram-se apresentados na Tabela 2 (com valores expressos em milhares de reais; portanto, cada valor deve ser lido com três zeros a mais do que o exibido na tabela).

**Tabela 2 – Média anual dos componentes dos produtos (em milhares de reais)**

<b>Bancos</b>	<b>RFOC</b>	<b>Op. de Crédito</b>	<b>LL</b>	<b>PL</b>
Itaú	56.772.291	787.343.339	15.300.480	198.100.727
BB	64.410.651	940.631.032	13.556.656	175.661.689
CEF	46.343.947	1.176.475.989	4.472.658	100.510.795
Bradesco	46.558.134	567.227.873	7.140.852	162.124.859
Santander	32.059.002	449.392.410	4.982.040	98.372.514
BTG Pactual	10.440.561	124.026.945	4.407.792	59.929.780
Safra	8.177.358	99.746.760	1.189.187	24.719.170
Citibank	1.286.312	17.235.852	886.580	12.710.343
Banrisul	3.477.396	52.978.140	325.016	10.142.838
JP Morgan	69.841	2.143.684	510.297	10.754.192
Banco XP	1.023.653	19.886.122	302.322	9.335.344
Nubank	13.703.115	56.078.390	3.446.545	15.705.283
Votorantim	5.737.309	67.675.912	656.909	14.327.058
Banco C6	3.828.472	41.861.548	884.858	4.090.644
Master	2.901.363	19.836.703	323.981	4.367.541
Inter	1.810.852	21.831.376	193.204	7.334.321
PagSeguro	200.365	2.126.591	648.435	11.394.980
M. Pago	1.069.227	5.081.954	217.347	3.322.066
BMG	3.220.900	24.283.334	158.425	4.167.535

**Fonte:** IF Data – Banco Central do Brasil (2025). Elaboração própria.

**Nota:** BB = Banco do Brasil; CEF = Caixa Econômica Federal; LL = Lucro Líquido; M. Pago = Mercado Pago; Op. de Crédito = Operações de Crédito; PL = Patrimônio Líquido; RFOC = Receitas das Operações de Crédito.

A análise das informações da Tabela 2, extraídas do sistema IF Data do Banco Central (2025), evidencia a predominância dos bancos tradicionais na rubrica de Receitas Financeiras de Operações de Crédito. Essa vantagem expressiva reflete a maturidade dessas instituições, as quais detêm carteiras de crédito substancialmente mais robustas e estruturas historicamente consolidadas se comparadas aos bancos digitais.

A análise das Operações de Crédito demonstra que a carteira das instituições tradicionais é substancialmente superior à do segmento digital, apresentando uma magnitude de 10 a 30 vezes maior. Nesse contexto, destaca-se a Caixa Econômica Federal, que registra um volume de R\$ 1,17 trilhão, montante justificado por seu papel central no financiamento

imobiliário brasileiro (MAGALHÃES, 2023). Já no âmbito das instituições digitais, o Nubank lidera, com um volume de R\$ 56 bilhões.

O setor tradicional também apresenta patamares superiores de lucro líquido, destacando-se o Itaú (R\$ 15,3 bilhões), Banco do Brasil (R\$ 13,5 bilhões), Bradesco (R\$ 7,1 bilhões) e Santander (R\$ 4,9 bilhões). No segmento digital, o Nubank figura como o principal destaque, com lucro superior a R\$ 3 bilhões, superando inclusive diversas instituições tradicionais de médio porte. Esses dados demonstram que, embora em escalas menores, alguns bancos digitais já alcançam níveis significativos de rentabilidade, impulsionados por modelos de negócios mais enxutos e fortemente baseados em tecnologia.

O Patrimônio Líquido reforça a vantagem estrutural dos bancos tradicionais, refletindo décadas de capitalização, reservas e expansão. Itaú, Banco do Brasil e Bradesco apresentam patrimônios superiores a R\$ 160 bilhões. Já no grupo digital temos que a Nubank possui PL em torno de R\$ 15 bilhões, seguido por Votorantim, PagSeguro, XP e Inter, que operam com patrimônios entre R\$ 7 e R\$ 15 bilhões. Essa disparidade indica que o segmento digital ainda se encontra em fase de consolidação, o que impacta diretamente sua capacidade de alavancagem e expansão do crédito. Assim, embora inovadores, esses bancos ainda não dispõem da mesma estrutura de capital dos tradicionais.

A partir da análise dos componentes apresentados, observa-se que cada variável contribui de maneira distinta para caracterizar a estrutura operacional das instituições, revelando diferenças relevantes entre modelos tradicionais e digitais. Esses elementos não apenas descrevem a dimensão financeira dos bancos, mas também fornecem a base para compreender como seus recursos são alocados e transformados em desempenho. Assim, após examinar cada componente isoladamente, torna-se possível avançar para a análise conjunta dessas variáveis, selecionadas a partir do estudo de Oliveira *et al.* (2011).

No que tange aos insumos, selecionaram-se as variáveis do Indicador de Eficiência Operacional (IEO) e do Custo Operacional (CO). O primeiro mensura o custo incorrido pela instituição para gerar sua receita operacional. Calculado pela razão entre as despesas operacionais (pessoal e administrativas) e a receita operacional (soma do resultado bruto e receitas de serviço) (Equação 9), trata-se de um indicador no qual valores menores denotam melhor desempenho.

$$\text{IEO} = \frac{\text{Despesa de Pessoal + Administrativa}}{\text{Resultado da Intermediação Financeira + Receita de Serviços}} \quad (9)$$

Um IEO reduzido indica que o banco apresenta maior capacidade de otimização, obtendo receitas expressivas com uma estrutura de custos controlada.

Já o Custo Operacional (CO) corresponde à divisão das despesas operacionais pelo ativo total (Equação 10). Essa variável mensura o custo de estrutura interna necessário para manter as atividades bancárias.

$$CO = \frac{\text{Despesa de Pessoal + Administrativa}}{\text{Ativo Total}} \quad (10)$$

Em termos de eficiência, a lógica mantém-se: valores menores indicam melhor desempenho, sugerindo que instituições com menor custo operacional utilizam seus fatores de produção de forma mais racional, otimizando, assim, sua eficiência.

Em um cenário de crescente competição, acirrado pela presença de organizações digitais com estruturas mais enxutas, esses insumos refletem a competência das instituições na administração de suas despesas operacionais. Dessa forma, tais variáveis tornam-se apropriadas para a análise comparativa entre os distintos modelos de negócio. Considerando que o segmento tradicional se caracteriza por uma estrutura física consolidada, enquanto o modelo digital fundamenta-se essencialmente na tecnologia, a gestão do gasto operacional constitui um elemento estratégico relevante.

No que se refere às variáveis de produto, selecionou-se o indicador de Retorno Médio das Operações de Crédito (RMOP). Este índice, que representa a rentabilidade das operações de crédito, é calculado pela razão entre as receitas financeiras geradas por essas operações e o seu montante total (Equação 11).

$$RMOP = \frac{\text{Receitas Financeiras das Operações de Crédito}}{\text{Operações de Crédito}} \quad (11)$$

A variável mede a capacidade da instituição de gerar receita financeira a partir do crédito — sua principal atividade. Tal métrica mostrou-se particularmente relevante no ano da pesquisa, considerando o ciclo de juros elevado, com a taxa Selic encerrando 2024 a 12,25% ao ano (BACEN, 2024). Quanto maior esse indicador, maior é a capacidade da instituição de transformar suas operações de crédito em resultado financeiro, o que justifica seu uso como variável de saída no modelo DEA.

A Rentabilidade do Patrimônio Líquido (RPL) captura a capacidade do banco de gerar resultado a partir do capital próprio, sendo calculada pela razão entre o lucro líquido e o patrimônio líquido (Equação 12).

$$\text{RPL} = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}} \quad (12)$$

Trata-se de um indicador amplamente utilizado na literatura (MENDONÇA *et al.*, 2016; PÉRICO *et al.*, 2008; OLIVEIRA *et al.*, 2011) para comparar o desempenho entre diferentes tipos de instituições, pois incorpora a habilidade de gerar lucro a partir da estrutura de capital disponível. Quanto à sua interpretação, valores mais elevados indicam melhor desempenho.

Portanto, o uso dessas variáveis justifica-se por evidenciarem a capacidade de geração de resultados financeiros das instituições. As equações utilizadas para o cálculo desses indicadores são apresentadas na sequência.

### 3.3.1 Tratamento dos Dados

Preliminarmente, verificou-se a completude da base de dados. A ausência de valores faltantes dispensou a necessidade de tratamentos ou exclusões, assegurando a integridade da amostra para a comparação entre os segmentos.

Dispensou-se também a aplicação de técnicas de normalização, uma vez que todas as variáveis utilizadas (IEO, CO, RMOP e RPL) já constituem indicadores padronizados, expressos em proporções e escalas compatíveis. Dessa forma, não há diferenças de ordem de magnitude capazes de gerar distorções nos cálculos. Além disso, o método é invariante a transformações lineares proporcionais, ou seja, os escores de eficiência atribuídos aos bancos são independentes das unidades de medida das entradas e saídas utilizadas (LOVELL; PASTOR, 1995). Portanto, a normalização não altera os escores de eficiência, o que reforça a adequação do uso direto das variáveis sem ajustes adicionais.

Optou-se pela utilização do modelo BCC, desenvolvido por Banker *et al.* (1984), visto que este admite retornos variáveis de escala. Essa abordagem mostra-se a mais adequada por reconhecer que as instituições podem operar em diferentes níveis de escala. Trata-se de uma perspectiva mais realista, pois não pressupõe proporcionalidade linear constante entre insumos e produtos.

Quanto à orientação, o modelo será voltado ao insumo, com o objetivo de minimizar os recursos utilizados mantendo inalterado o nível de produto. Esta diretriz foi escolhida fundamentando-se na premissa de que, no contexto analisado, as instituições financeiras possuem maior controle sobre a utilização de seus recursos (despesas) do que sobre a geração de resultados (receitas).

### 3.3.2 Identificação de *Outliers*

Para a detecção de *outliers*, adotou-se o método de super eficiência, proposto por Andersen e Petersen (1993). Esta abordagem estende o DEA clássico ao diferenciar unidades eficientes, atribuindo a elas escores superiores a 1 quando excluídas temporariamente do conjunto de referência, o que permite identificar observações atípicas. Para a execução desse processo, utilizou-se o algoritmo *outlier.ap*, que localiza unidades influentes por meio de iterações sucessivas de super eficiência, conforme demonstrado na Tabela 3.

**Tabela 3 – Identificação de Potenciais *Outliers* pelo método *outlier.ap***

Nº de exclusões (k)	1ª exclusão	2ª exclusão	3ª exclusão	4ª exclusão
1	Agibank	-	-	-
2	Banco C6	Agibank	-	-
3	Nubank	Banco C6	Agibank	-
4	Nubank	Banco C6	Mercado Pago	Agibank

Fonte: Elaboração própria, 2025.

Foram testados quatro níveis de exclusão utilizando o método *outlier.ap*, com o objetivo de verificar a consistência dos *outliers* ao longo das iterações. Observa-se que, à medida que o número de exclusões aumenta, distintas instituições passam a integrar o conjunto de potenciais *outliers*, refletindo ajustes sucessivos da fronteira eficiente.

Entretanto, apenas o Agibank (Digital) permanece recorrente em todos os cenários analisados, indicando que seu comportamento não depende da exclusão prévia de outras DMUs. As demais instituições aparecem de forma intermitente, sugerindo que sua identificação como *outlier* decorre de efeitos marginais da fronteira e não de um padrão estrutural de ineficiência.

Além do Agibank, observa-se que instituições como Nubank, Banco C6 e Mercado Pago aparecem como potenciais *outliers* em algumas iterações intermediárias do método *outlier.ap*. Tal comportamento, contudo, não se mostrou persistente ao longo dos diferentes níveis de exclusão, indicando que essas ocorrências refletem efeitos locais da fronteira eficiente, e não desvios estruturais.

A permanência dessas instituições na amostra final justifica-se tanto pela ausência de recorrência nas iterações quanto pela sua relevância sistêmica no mercado bancário brasileiro. Essa decisão preserva a representatividade do segmento digital e garante que a análise de eficiência reflita diferenças estruturais reais entre bancos tradicionais e digitais, e não apenas efeitos extremos isolados. Dessa forma, a análise em quatro níveis revelou-se fundamental para distinguir discrepâncias ocasionais de *outliers* persistentes (AHAMED; NAIDU; REDDY, 2016).

Com base nessa avaliação, optou-se pela exclusão apenas do Agibank da amostra final, visto que a instituição foi a única a manter-se como *outlier* em todos os níveis testados. Tal fato demonstra um comportamento atípico persistente, capaz de distorcer a fronteira eficiente do modelo DEA.

A exclusão deste banco não apenas ajustou a composição da amostra — que passou de 20 para 19 instituições — como também evitou distorções nos resultados de eficiência. Após a remoção, a eficiência média anual subiu de 70% para 75%, confirmando que o comportamento atípico dessa unidade deslocava a fronteira produtiva e comprometeria a análise comparativa.

Uma vez definidos o modelo, as variáveis, os procedimentos de estimação e as unidades de análise, torna-se possível examinar os resultados obtidos. Essa análise permitirá comparar o desempenho das instituições financeiras digitais e tradicionais, bem como identificar padrões relevantes nos escores de eficiência calculados.

## 4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

A comparação dos resultados das 19 instituições bancárias selecionadas — classificadas nos segmentos tradicional e digital — fundamenta-se na eficiência da utilização de recursos para gerar produtos. Este capítulo apresenta, inicialmente, uma análise comparativa dos insumos e produtos que compõem o modelo. Na sequência, avalia-se o impacto de cada variável no nível de eficiência por meio da Regressão Tobit. Tal método é indicado para dados censurados (com limites inferior e superior, variando de 0 a 1), sendo capaz de mensurar a significância estatística das variáveis determinantes. Por fim, será realizada a discussão detalhada dos resultados com base no grau de eficiência alcançado por essas instituições.

### 4.1 ANÁLISE DOS INSUMOS

**Tabela 4 – Média anual por categoria das variáveis de insumo**

<b>Categoria</b>	<b>Indicador de Eficiência Operacional (IEO)</b>	<b>Custo Operacional (CO)</b>
Tradicional	0,6197	0,0078
Digital	0,4968	0,0153

**Fonte:** Elaboração própria, 2025.

A comparação das categorias sob a ótica do insumo destaca que os bancos tradicionais possuem uma eficiência operacional inferior (índice de 0,6197) em comparação aos bancos digitais (0,4968). Este resultado sugere que, em termos operacionais, as instituições tradicionais utilizam mais recursos para gerar seus serviços e produtos. Uma possível explicação é que estas organizações possuem estrutura maior, com ampla presença física, e, conseqüentemente, quadros de funcionários mais numerosos, processos menos automatizados e mais burocráticos.

Já no custo operacional, observa-se entre os grupos um comportamento inverso, no qual o modelo digital apresenta um CO superior (0,0153) quando comparado à categoria tradicional (0,0078). Isso pode indicar que, proporcionalmente, os bancos digitais apresentam um custo relativamente maior para manter suas atividades, o que pode estar ligado a elevados investimentos em tecnologia, inovação e infraestrutura para sustentar um modelo totalmente online. Por outro lado, apesar de os bancos tradicionais apresentarem uma estrutura de custos mais elevada devido à presença física, o fato de possuírem um volume médio de ativos totais

significativamente maior permite a diluição desses gastos, reduzindo o custo relativo de suas operações.

#### 4.2 ANÁLISE DOS PRODUTOS

**Tabela 5 – Média anual por categoria das variáveis de produto**

<b>Categoria</b>	<b>Retorno Médio das Operações de Crédito (RMOP)</b>	<b>Rentabilidade do Patrimônio Líquido (RPL)</b>
Tradicional	0,0639	0,0619
Digital	0,1295	0,0923

**Fonte:** Elaboração própria, 2025.

No que tange aos produtos, nota-se que o RMOP dos bancos digitais (0,1295) é aproximadamente o dobro do observado nos bancos tradicionais (0,0639). Isso sugere que, na média, as operações de crédito realizadas pelo segmento digital geram um retorno proporcionalmente maior. Esse comportamento pode ser resultado de um modelo de negócio mais enxuto, aliado ao uso intensivo de tecnologias de análise de risco para atuar em segmentos de maior rentabilidade. Uma possível explicação para o resultado das organizações tradicionais é que, apesar de possuírem carteiras de crédito maiores e mais consolidadas, essas instituições tendem a operar com spreads menores em determinados segmentos, reduzindo o retorno marginal de cada operação.

Em relação à Rentabilidade do Patrimônio Líquido — indicador que reflete o retorno obtido sobre o capital próprio da instituição (ASSAF NETO, 2023) —, nota-se que os bancos digitais apresentam um desempenho superior (0,0923) em comparação aos tradicionais (0,0619). Tal dado sugere que os bancos digitais conseguem transformar seu patrimônio líquido em lucro de maneira mais eficiente. Este desempenho reflete a estrutura enxuta e digitalizada dos novos bancos, que otimiza a conversão de retorno para o acionista. Em contrapartida, a rentabilidade do segmento tradicional é impactada pelos elevados custos de manutenção de redes físicas e administrativas, somados a políticas de capital mais conservadoras.

Concluída a análise descritiva dos insumos e produtos, torna-se fundamental investigar a significância estatística dessas variáveis. O propósito dessa etapa é determinar se os componentes escolhidos realmente impactam os resultados de eficiência, evitando interpretações baseadas em variáveis sem contribuição efetiva para explicar o desempenho

das unidades avaliadas. Tal procedimento aumenta a confiabilidade dos resultados, garante a validade do modelo e possibilita identificar quais variáveis são, de fato, essenciais para a eficiência observada.

### 4.3 INTERPRETAÇÃO DA SIGNIFICÂNCIA

**Tabela 6 – Relação entre o indicador de eficiência técnica e variáveis**

Variável	Coefficiente	p-valor
IEO	-0,44835***	6,50e-08
CO	-25,02813***	1,22e-10
RMOP	2,50248**	0,00803
RPL	1,84533**	0,00110

**Fonte:** Elaboração própria, 2025.

**Nota:** Níveis de significância: \*\*\*  $p < 0,01$ ; \*\*  $p < 0,05$ ; \*  $p < 0,10$ .

Considerando os níveis de significância de 1%, 5% e 10%, os resultados indicam que todas as variáveis são estatisticamente significativas (variáveis dependentes), conforme apresentado na Tabela 6 e sua relação com o indicador de eficiência técnica (variável independente). A coluna dos coeficientes evidencia uma correlação negativa para as variáveis de insumo e uma correlação positiva para as variáveis de produto. Verifica-se uma tendência de que quanto maiores os insumos, menor a eficiência técnica, o que é coerente com a orientação do modelo ao insumo, cujo objetivo é a minimização dos recursos para garantir um nível ótimo. Tal fenômeno ocorre porque, à medida que os insumos aumentam sem um crescimento proporcional dos produtos, a eficiência tende a cair.

Na análise específica do IEO, o coeficiente negativo (-0,44835) sinaliza que, para as instituições que apresentam maior nível relativo de despesas operacionais (pessoal e custos administrativos), a eficiência tende a ser penalizada. Na prática, isso significa que as instituições que detêm uma estrutura mais pesada e menos otimizada — característica dos bancos tradicionais, que apresentaram médias superiores nesse indicador conforme a Tabela 4 — enfrentam maior dificuldade em converter seus recursos em desempenho eficiente. Consequentemente, o resultado reforça a importância de processos enxutos, automação e digitalização como estratégias para maximizar a eficiência.

O Custo Operacional (CO) apresentou o coeficiente de maior magnitude negativa (-25,02813) entre os indicadores, evidenciando a alta sensibilidade da eficiência ao peso das

despesas de pessoal e administrativas em relação ao ativo total. Isso pode implicar que qualquer aumento proporcional nesse indicador penaliza severamente o nível de eficiência. Na prática, bancos que não conseguem controlar suas despesas administrativas e de pessoal têm seu desempenho rapidamente comprometido. Esta constatação corrobora a vantagem estrutural das instituições digitais, que operam sem agências físicas e com custos substancialmente inferiores aos da classe tradicional.

Quanto às variáveis de produto, observou-se uma correlação positiva com a eficiência, resultado coerente com a premissa do modelo, uma vez que níveis mais elevados de produção (desempenho) tendem a refletir um melhor aproveitamento dos insumos. Nesse contexto, o Retorno Médio das Operações de Crédito (RMOP), com coeficiente de 2,50248, sugerindo que as instituições com maior rentabilidade em suas operações de crédito — principal atividade do setor bancário — tendem a apresentar níveis mais elevados de eficiência. Tal desempenho deve-se, possivelmente, a políticas de concessão assertivas, rigorosa análise de risco e controle efetivo da inadimplência.

Já para o RPL (1,84533) — indicador utilizado para mensurar a rentabilidade corporativa e a eficiência na geração de lucros (FERNANDO, 2025) —, o resultado sugere que bancos com maior retorno sobre o patrimônio tendem a ser mais eficientes. Esse dado demonstra que práticas como diversificação de receitas, gestão de riscos e otimização do capital próprio contribuem diretamente para melhores indicadores de eficiência.

Assim, compreendido o papel que as variáveis desempenham na dinâmica do modelo, avança-se da análise estatística isolada para uma observação mais integrada do desempenho. Essa etapa permite examinar como tais fatores se refletem nos escores de eficiência obtidos pelo modelo DEA, viabilizando a comparação entre as categorias bancárias e a identificação de padrões estruturais entre os grupos.

Convém esclarecer a complementaridade entre as análises: a Tabela 6 consolida a regressão de Tobit, evidenciando quais variáveis determinam o comportamento dos escores de eficiência e suas relações, enquanto a Tabela 7 apresenta os escores de eficiência relativa calculados pelo DEA e seus respectivos *benchmarks*. Dessa forma, os resultados se integram: o DEA mensura a eficiência alcançada, e o modelo de Tobit explica as variáveis que a influenciam.

#### 4.4 ANÁLISE DA EFICIÊNCIA

A Tabela 7 apresenta os resultados de eficiência das DMUs financeiras analisadas ao longo de 2024, discriminados trimestralmente. No total, foram avaliados 19 bancos, permitindo uma comparação direta entre o desempenho das instituições tradicionais e digitais. A apresentação dos dados está estruturada listando primeiramente os bancos tradicionais, seguidos pelas instituições digitais. Ressalta-se que os escores de eficiência variam entre 0 e 1: consideram-se eficientes as unidades que alcançam o valor máximo, enquanto as demais são classificadas como ineficientes.

**Tabela 7 – Escores de Eficiência**

<b>Bancos</b>	<b>Março</b>	<b>Junho</b>	<b>Setembro</b>	<b>Dezembro</b>
Itaú	0,9548	0,9055	0,8432	0,8952
Banco do Brasil	0,9804	1	0,9654	0,9783
Caixa Econômica	0,7463	0,7015	0,7014	0,7323
Bradesco	0,6360	0,5793	0,7507	0,7410
Santander	0,8217	0,8022	0,9525	0,9930
BTG Pactual	0,7548	0,7073	0,8782	0,8951
Safra	0,7353	0,7006	0,7966	0,7894
Citibank	1	1	1	1
Banrisul	0,7628	0,6895	0,6023	0,6426
JP Morgan Chase	0,8706	1	1	1
Banco XP	0,5353	0,5286	0,7059	0,6287
Nubank	1	1	1	1
Votorantim	0,7941	0,6463	0,7491	0,7414
Banco C6	1	1	1	1
Banco Master	0,8175	0,4247	0,6974	0,8697
Inter	0,5836	0,5449	0,5133	0,5413
PagSeguro	0,6485	0,5777	0,5186	0,4884
Mercado Pago	1	1	1	1
BMG	0,5896	0,6163	0,5834	0,6363

**Fonte:** Elaboração própria, 2025.

A análise dos escores de desempenho da Tabela 7 indica que apenas quatro bancos foram eficientes ao longo de 2024: Nubank, C6 Bank, Mercado Pago (todos do segmento

digital) e Citibank (do segmento tradicional), mantendo a eficiência plena em todos os trimestres.

Entre as unidades que não alcançaram a eficiência integral durante todo o período, destaca-se o Banco do Brasil (tradicional), que atingiu o nível ótimo apenas no trimestre encerrado em junho. Ressalta-se também o JP Morgan Chase, instituição tradicional estrangeira, que apresentou ineficiência (0,8706) apenas no período de março, alcançando a eficiência nos trimestres subsequentes. Os treze bancos restantes não obtiveram desempenho eficiente integral em 2024, distribuindo-se entre seis bancos digitais e sete tradicionais.

Com base na consolidação dos dados, classificou-se a eficiência média anual. O ranking em ordem decrescente de desempenho pelo modelo DEA está na Tabela 8.

**Tabela 8 – Ranking da Eficiência Média Anual**

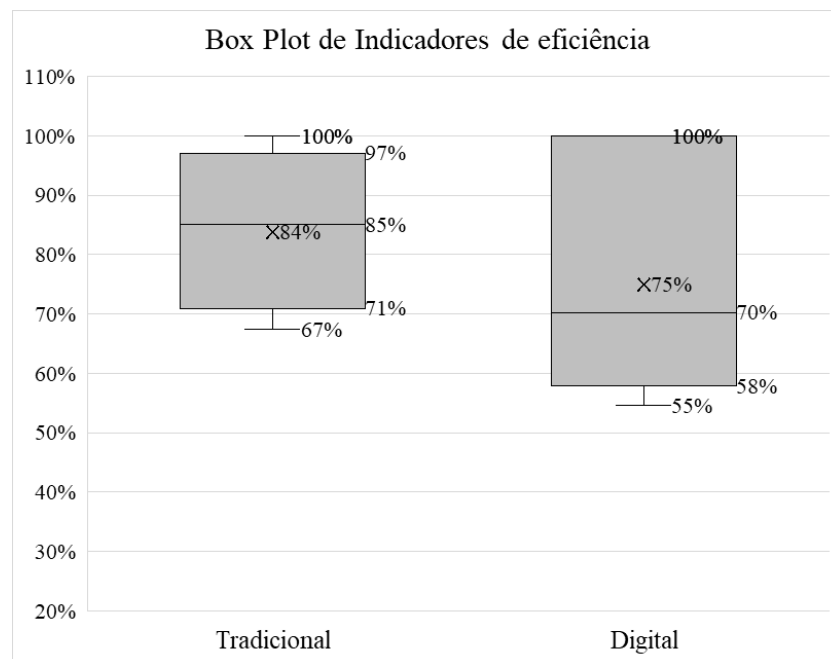
<b>Bancos</b>	<b>Eficiência Média Anual</b>
Nubank	1
Citibank	1
Banco C6	1
Mercado Pago	1
Banco do Brasil	0,9810
JP Morgan Chase	0,9676
Itaú	0,8997
Santander	0,8923
BTG Pactual	0,8088
Safra	0,7555
Votorantim	0,7327
Caixa Econômica	0,7204
Banco Master	0,7023
Bradesco	0,6767
Banrisul	0,6743
BMG	0,6064
Banco XP	0,5996
PagSeguro	0,5583
Inter	0,5458

**Fonte:** Elaboração própria, 2025.

No contexto da Análise Envoltória de Dados, os bancos que atingiram eficiência igual a 1 tornam-se unidades de referência (*benchmarks*) para as instituições classificadas como ineficientes (DIDEHKHANI; LOTFI; SADI-NEZHAD, 2019). Isso ocorre porque, no modelo, cada instituição ineficiente é comparada a uma combinação ponderada dos bancos eficientes, os quais utilizam os recursos de maneira otimizada para gerar seus resultados. Assim, as instituições que se mantiveram eficientes — como Nubank, C6 Bank, Citibank e Mercado Pago, conforme apresentado na Tabela 8 — passam a compor o conjunto de *benchmarking*, servindo como modelo das melhores práticas operacionais para as unidades consideradas ineficientes.

A utilização dos dados consolidados na Tabela 8 permite analisar a distribuição da eficiência entre os diferentes segmentos, conforme ilustrado pelo Gráfico 4, ao qual exibe o intervalo e os principais indicadores estatísticos que concentram a maior parte das eficiências observadas entre os grupos avaliados.

**Gráfico 4 – Distribuição da Eficiência média entre Bancos Tradicionais e Digitais**



Fonte: Elaboração própria, 2025.

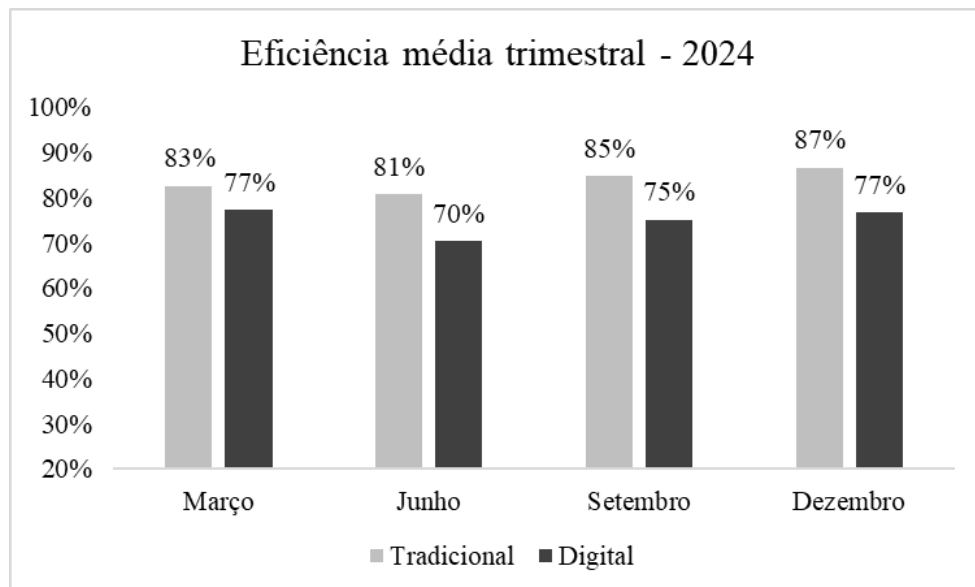
Observa-se uma dispersão significativa de desempenho, notadamente no segmento digital, onde a amplitude chega a 45%. Tal cenário sugere uma heterogeneidade interna do grupo, que abriga simultaneamente instituições consolidadas — como o Nubank — e novos entrantes ainda em busca de espaço, fator que reduz a média do setor. Outra característica marcante para a categoria foi a sobreposição do terceiro quartil (Q3) com o valor máximo

atingido. Esse fenômeno decorre da alta concentração de unidades eficientes (*benchmarks*), visto que 30% da amostra atingiu o escore máximo de eficiência.

A análise do grupo tradicional revela um desempenho geral robusto e mais homogêneo. Com média de 84% e mediana ligeiramente superior (85%), observa-se que a grande maioria das instituições opera com altos níveis de eficiência técnica. A dispersão dos dados é moderada, variando de um mínimo de 67% até a fronteira ótima. Destaca-se a alta concentração de desempenho no quartil superior, no qual 25% das instituições apresentam escores entre 97% e 100%. Isso indica que uma parcela significativa dos bancos tradicionais da amostra está operando muito próxima ao desempenho máximo. Esse comportamento reflete a maturidade e a consolidação operacional deste segmento, mesmo com estruturas maiores, consegue manter processos padronizados e eficientes.

Complementarmente, a partir dos dados da Tabela 8, torna-se viável realizar uma comparação longitudinal entre os segmentos, observando a eficiência média ao longo dos trimestres de 2024. A evolução e a distribuição da eficiência entre as categorias estão evidenciadas no Gráfico 5.

**Gráfico 5 – Eficiência média dos bancos tradicionais e digitais por trimestre (2024)**



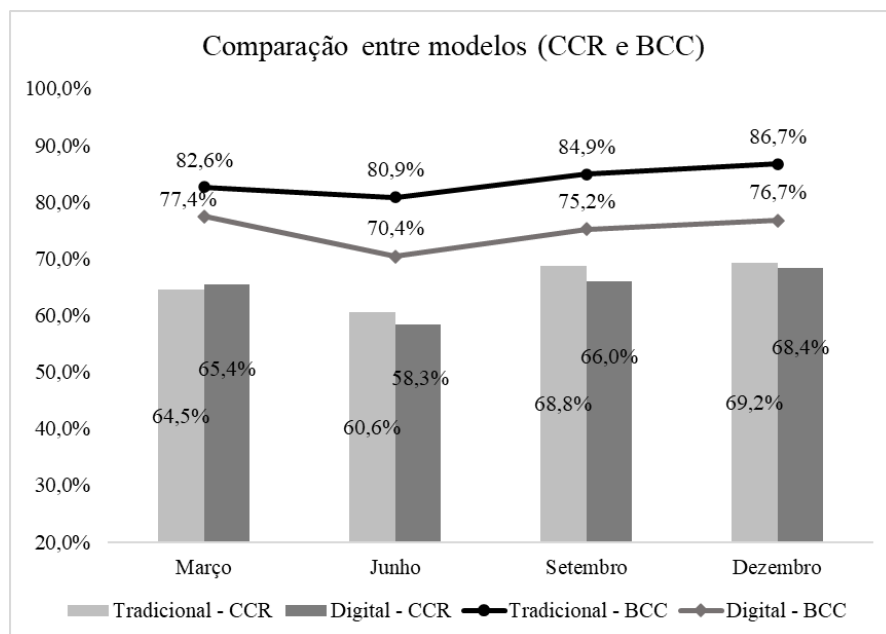
Fonte: Elaboração própria, 2025.

A análise dos desempenhos agrupados, ilustrada no Gráfico 5, evidencia que os bancos tradicionais mantiveram patamares de eficiência mais elevados e estáveis (entre 81% e 87%) ao longo de 2024. Em contrapartida, os bancos digitais exibiram maior volatilidade, com oscilações entre 70% e 77%. Essa disparidade comportamental pode ser atribuída a

fatores estruturais distintos entre os dois modelos operacionais. No segmento tradicional, a eficiência tende a apresentar menor variância devido ao porte robusto, à base diversificada de receitas e à capacidade de diluição de custos. Adicionalmente, a posse de carteiras de crédito consolidadas mitiga o impacto de oscilações decorrentes de mudanças na demanda e de alterações sazonais do mercado.

No segmento digital, a queda mais acentuada foi observada no 1º semestre, passando de 77% para 70%. Tal retração pode estar associada a custos operacionais elevados, justificados pela expansão da base de clientes, investimentos em infraestrutura tecnológica, inovação e ajustes regulatórios. Visto que esses bancos dependem fortemente de receitas de crédito e serviços transacionais, qualquer variação na inadimplência, na captação ou no volume de transações tende a afetar com maior intensidade os indicadores de eficiência (HUGHES; JAGTIANI; MOON, 2022). Visando validar a robustez dos resultados, procedeu-se à estimação dos escores de eficiência utilizando o modelo CCR (retornos constantes de escala) para fins de comparação com aqueles obtidos pelo modelo BCC (retornos variáveis de escala), conforme ilustrado no Gráfico 6.

**Gráfico 6 – Escores de Eficiência médio por tipo de modelo (CCR e BCC)**



Fonte: Elaboração própria, 2025.

Observou-se que os escores CCR são sistematicamente inferiores. Tal fato decorre da premissa de retornos constantes de escala adotada pelo modelo CCR, que pressupõe que todos os insumos (IEO e CO) podem ser ajustados proporcionalmente (PAULA; FARIA, 2007). Essa abordagem reflete um cenário de longo prazo, no qual a instituição tem flexibilidade

para expandir ou reduzir suas operações até atingir a escala ótima. Em contrapartida, o modelo BCC assume retornos variáveis, reconhecendo que os bancos não conseguem ajustar todos os seus fatores de produção simultaneamente. Essa limitação caracteriza um ambiente de curto prazo, no qual elementos como número de agências, despesas operacionais, tecnologia instalada e capacidade de captação não podem ser modificados de forma imediata.

O comportamento comparativo entre os grupos apresentou divergência apenas no trimestre de março. Nos demais períodos, os bancos tradicionais demonstraram níveis de eficiência superiores aos do segmento digital, tendência observada tanto no modelo BCC quanto no CCR. Além disso, a disparidade entre os resultados manteve-se relativamente estável ao longo do período, inexistindo inversão de posições ou alterações significativas na trajetória temporal das eficiências.

Ao consolidar os resultados obtidos e as discussões desenvolvidas, viabiliza-se uma reflexão mais abrangente acerca da aplicabilidade da metodologia DEA na comparação entre as categorias bancárias analisadas neste trabalho.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

### 5.1 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Este estudo apresenta algumas limitações metodológicas que devem ser consideradas na interpretação dos resultados. Primeiramente, a análise baseou-se em dados referentes apenas ao ano de 2024, o que restringe a avaliação da eficiência a um recorte temporal específico e impede a observação de tendências e mudanças no cenário econômico. Além disso, há um possível viés de seleção, uma vez que a amostra foi composta apenas pelos 19 maiores bancos múltiplos (em termos de ativos totais) que disponibilizaram todas as informações necessárias, o que pode não representar integralmente o setor. O método DEA também possui limitações intrínsecas, como a impossibilidade de incorporar erros estatísticos e o fato de que a fronteira eficiente é construída a partir da própria amostra, podendo superestimar a eficiência relativa em grupos pequenos. Por fim, destaca-se a ausência de variáveis qualitativas, como qualidade de atendimento, satisfação do cliente ou nível tecnológico, que poderiam enriquecer a compreensão da eficiência, mas que não são facilmente mensuráveis no modelo.

Por fim, a aplicação do método *outlier.ap* permitiu identificar observações potencialmente discrepantes que poderiam distorcer a fronteira de eficiência, principalmente com o banco digital Agibank. No entanto, esse procedimento apresenta limitações. Primeiramente, o método é sensível ao número de exclusões realizadas, e a aplicação de diferentes critérios pode gerar conjuntos distintos de *outliers*. Isso exige o julgamento crítico do pesquisador sobre quais discrepâncias são estruturais e quais são ocasionais. Além disso, visto que o DEA é um método não paramétrico, qualquer ponto extremo exerce grande influência na construção da fronteira. Entretanto, nem toda discrepância numérica representa um erro ou uma anomalia (AHAMED; NAIDU; REDDY, 2016), uma vez que alguns bancos podem ser naturalmente distintos em porte ou modelo de negócios, como ocorre com certas instituições digitais.

Feitas essas ressalvas metodológicas, vale destacar que as limitações apontadas não invalidam a robustez dos resultados. A abordagem utilizada foi capaz de capturar com clareza as distinções fundamentais entre os modelos de negócios bancários atuantes no Brasil. Dessa forma, ao consolidar as evidências estatísticas e as análises comparativas realizadas, apresentam-se as conclusões sobre o panorama de eficiência do setor bancário nacional.

## 5.2 CONCLUSÃO DOS RESULTADOS DA EFICIÊNCIA

As análises realizadas neste estudo, conduzidas por meio da metodologia de Análise Envoltória de Dados (DEA) — sendo uma técnica não paramétrica de programação linear amplamente utilizada para mensurar a eficiência relativa de unidades tomadoras de decisão, a partir da comparação entre múltiplos insumos e produtos — com retornos variáveis de escala (BCC) orientado ao insumo permitiram avaliar a eficiência dos bancos tradicionais e digitais no Brasil no ano de 2024, tendo como base o relatório financeiro do IF Data, disponibilizado pelo BACEN.

O trabalho evidenciou que, em 2024, respondendo ao problema de pesquisa, os bancos mais eficientes foram o Citibank (do segmento tradicional) e as instituições Nubank, Mercado Pago e C6 Bank (do segmento digital). O alcance de 100% de desempenho por essas instituições indica que houve uma alocação ótima de recursos em todos os componentes analisados. O banco que esteve mais próximo de atingir o nível ótimo foi o Banco do Brasil, com o score de 98,10%, o qual atingiu a eficiência plena apenas no trimestre encerrado em junho, conforme a Tabela 7. Em contrapartida, a organização digital que esteve mais próxima de atingir a eficiência máxima, foi o Banco Votorantim com uma média anual de 73,27%. Por fim, os cinco bancos com os menores índices segundo a metodologia foram: Inter (54,58%), PagSeguro (55,83%), Banco XP (59,96%), BMG (60,64%) e Banrisul (67,43%). Sendo os quatro primeiros classificados como organizações digitais e o último, tradicional.

O modelo DEA apontou outras diferenças relevantes entre os segmentos estudados. Apesar de os bancos digitais apresentarem variáveis de resultado superiores às dos tradicionais (RMOP e RPL), as instituições tradicionais se mostraram mais eficientes no período analisado. Isso ocorre porque a eficiência considera a relação entre recursos e resultados, e não apenas o volume absoluto dos insumos ou produtos isoladamente.

Uma possível justificativa para a maior eficiência média da categoria tradicional pode estar associada à heterogeneidade do grupo digital. Apesar de o volume de produtos ser maior e de haver instituições plenamente eficientes (como Nubank, Mercado Pago e C6 Bank), existem, ao mesmo tempo, empresas que ainda estão em fase de maturação. Essas instituições podem apresentar maior sensibilidade a custos operacionais específicos ou volatilidade nos resultados. Tal fator é menos impactante para o segmento tradicional, visto que este representa um grupo consolidado no mercado brasileiro, com ampla base de clientes e processos continuamente otimizados, o que contribui para uma relação mais eficiente entre os componentes avaliados.

Os resultados obtidos neste estudo indicam implicações relevantes para a gestão e para a compreensão do desempenho das instituições financeiras analisadas. A disparidade de eficiência observada entre bancos tradicionais e digitais indica que as estruturas operacionais, a capacidade de gerar receita com operações de crédito e o retorno sobre o capital próprio influenciam significativamente a produtividade dessas organizações. Tais evidências sugerem que iniciativas voltadas à otimização do uso de recursos, como o aprimoramento dos processos internos e a expansão eficiente da infraestrutura tecnológica, tornam as operações mais automatizadas e reduzem custos operacionais, contribuindo diretamente para o aumento da eficiência.

Estas evidências corroboram os estudos de Périco *et al.* (2008) e Comelli *et al.* (2017), especialmente no que tange às instituições tradicionais de grande porte, exemplificadas pelo Bradesco (eficiência média de 67%). Paralelamente, a literatura aponta que estruturas mais leves tendem a impulsionar a eficiência (JEMRIC; VUJCIC, 2002), premissa confirmada pelo desempenho dos bancos digitais Nubank, C6 Bank e Mercado Pago. Além disso, os resultados também estão alinhados com o estudo de Jemric *et al.* (2002) que apontam a maior eficiência de instituições estrangeiras em comparação às nacionais. Um exemplo disso é o Citibank, que se destacou por ser a instituição tradicional mais eficiente entre as avaliadas.

Alinhado a Mendonça *et al.* (2016), constatou-se que o Indicador de Eficiência Operacional (IEO) permanece como um dos principais determinantes da ineficiência nos bancos tradicionais. A alta significância estatística encontrada nesta pesquisa ( $6,50e-08$ ) reitera o impacto substancial das despesas administrativas e de pessoal associadas a estruturas físicas robustas. Por fim, conforme destacado por Souza *et al.* (2009), verificou-se que a eficiência não está rigidamente associada ao tamanho das instituições, visto que bancos digitais de menor porte apresentaram desempenho comparável — e, em alguns casos, superior — ao de grandes bancos tradicionais.

Para pesquisas futuras, recomenda-se a ampliação do conjunto de variáveis utilizadas no modelo. A inclusão de variáveis qualitativas, como nível de satisfação dos clientes e qualidade do atendimento, somada a indicadores de governança corporativa, investimentos em tecnologia e medidas de risco operacional, permitiria aprofundar a análise, oferecendo uma visão mais abrangente do desempenho institucional.

No campo metodológico, estudos futuros podem explorar técnicas complementares ao DEA, como a *Stochastic Frontier Analysis* (SFA). Trata-se de um modelo paramétrico que incorpora um termo de erro estocástico e permite distinguir ineficiência de ruído estatístico,

além de assumir uma função de produção (como a Cobb-Douglas) e viabilizar a realização de testes de hipóteses tradicionais (BERGER; HUMPHREY, 1997). Recomenda-se ainda o uso de técnicas de reamostragem, como o *Bootstrap*, para fornecer intervalos de confiança aos escores de eficiência (SIMAR; WILSON, 1998), ou a aplicação de abordagens dinâmicas, como o Índice de Malmquist, para avaliar a evolução da produtividade ao longo do tempo (FÄRE; GROSSKOPF; NORRIS; ZHANG, 1994).

Sugere-se, ainda, que pesquisas futuras adotem abordagens complementares para a detecção de *outliers*, como métodos baseados em super eficiência. Além disso, seria pertinente comparar diferentes valores do parâmetro  $k$  de forma sistemática ou aplicar análises de sensibilidade para verificar se a exclusão de certas unidades altera significativamente os escores.

Por fim, recomenda-se a ampliação do horizonte temporal da análise, incorporando séries históricas e períodos com diferentes condições econômicas. O uso de dados em painel permitiria avaliar como choques macroeconômicos, mudanças regulatórias ou transformações tecnológicas afetam o desempenho das instituições ao longo do tempo. Pesquisas comparativas entre segmentos distintos ou entre diferentes países também podem oferecer novas perspectivas sobre a eficiência e a estrutura competitiva do setor bancário brasileiro.

## REFERÊNCIAS

AHAMED, Shaik Khaleel; NAIDU, M. M.; REDDY, C. Subba Rami. Outliers/Most Influential Observations in Variable Returns to Scale Data Envelopment Analysis. **Indian Journal of Science and Technology**, v. 9, n. 2, p. 1-7, 2016. DOI 10.17485/ijst/2016/v9i2/80361. Disponível em: <<https://indjst.org/articles/outliersmost-influential-observationsin-variable-returns-to-scale-data-envelopment-analysis>>. Acesso em: 27 nov. 2025.

ALMEIDA, Antonio Eduardo Silva; Jorge, Marco Antonio. Fintech, Inclusão Digital e Bancarização no Brasil. **Revista de Economia Mackenzie**, v.18, n.2, p. 80-108, 2021. DOI 10.5935/1808-2785/rem.v18n2p.80-108. Disponível em: <<https://editorarevistas.mackenzie.br/index.php/rem/article/view/14317>>. Acesso em: 14 set. 2025.

ANDERSEN, Per; PETERSEN, Niels Christian. A Procedure for Ranking Efficient Units in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 39, n. 10, p. 1261-64, 1993. DOI 10.1287/mnsc.39.10.1261. Disponível em: <<https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.39.10.1261>>. Acesso em: 17 nov. 2025.

ASSAF NETO, Alexandre. **Estrutura e análise de balanços**: um enfoque econômico-financeiro. 13 ed. Barueri [SP]: Atlas, 2023.

ASSAF NETO, Alexandre. **Mercado Financeiro**. 16 ed. Barueri [SP]: Atlas, 2025.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. IF Data - **Estatísticas sobre o Sistema Financeiro Nacional**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, [s.d.]. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/ifdata>>. Acesso em: 4 out. 2025.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Ranking de Reclamações**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2025. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/acessoinformacao/legado?url=https:%2F%2Fwww.bcb.gov.br%2Franking%2Findex.asp>>. Acesso em: 4 out. 2025.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Relatório de Economia Bancária**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2024. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/content/publicacoes/relatorioeconomiabancaria/reb2023p.pdf>>. Acesso em: 4 out. 2025.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Taxas de juros básicas – Histórico**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2024. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/controleinflacao/historicotaxasjuros>>. Acesso em: 16 nov. 2025.

BANKER, Rajiv D.; CHARNES, Abrahan; COOPER, William Wager. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v.30, n.9, p. 1078-1092, 1984. DOI 10.1287/mnsc.30.9.1078. Disponível em: <<https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.30.9.1078>>. Acesso em: 15 out. 2025.

BARROS, Gabriela; COELHO, Isadora; PALOMARES, Vagner. O impacto das fintechs no setor bancário nacional. **Revista de Iniciação Científica, Tecnológica e Artística**, v. 7, n. 3,

p. 83-111, 2019. Disponível em: <[https://www1.sp.senac.br/hotsites/blogs/revistainiciacao/wpcontent/uploads/2019/08/294\\_IC\\_ArtigoRevisado-83-111.pdf](https://www1.sp.senac.br/hotsites/blogs/revistainiciacao/wpcontent/uploads/2019/08/294_IC_ArtigoRevisado-83-111.pdf)>. Acesso em: 15 nov. 2025.

BERGER, Allen N.; HUMPHREY, David B. Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research. **European Journal of Operational Research**, v. 98, n. 2, p. 175-212, 1997. DOI 10.1016/S0377-2217(96)00342-6. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221796003426?via%3Dihub>>. Acesso em: 20 nov. 2025.

CHARNES, Abrahan; COOPER, William Wager; RHODES, Edwardo. Measuring the efficiency of decision-making units. **European Journal of Operational Research**, v.2, n.6, p. 429-444, 1978. DOI 10.1016/0377-2217(78)90138-8. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0377221778901388>>. Acesso em: 13 out. 2025.

CHARNES, Abrahan; COOPER, William Wager; LEWIN, Arie Y.; SEIFORD, Lawrence M. **Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology and Applications**. New York. Springer Dordrecht, 1994.

CHUEN, David Lee Kuo; TEO, Ernie G. S. Emergence of Fintech and the Lasic Principles. **The Journal of Financial Perspectives: FinTech**, v. 3, n. 3, 2015. DOI 10.2139/ssrn.2668049. Disponível em: <[https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2668049](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2668049)>. Acesso em: 16 set. 2025.

COMELLI, Adriana; KROENKE, Adriana; HEIN, Nelson. Eficiência dos Bancos de capital aberto no Brasil: uma análise DEA. **Anales de ASEPUMA**, n. 25, p. 210, 2017. Disponível em: <<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6210196>>. Acesso em: 8 out. 2025.

COOPER, William W.; SEIFORD, Lawrence M.; TONE, Kaoru. **Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software**. 2 ed. Nova York: Springer New York, 2007.

COOPER, William W.; SEIFORD, Lawrence M.; TONE, Kaoru. **Introduction to Data Envelopment Analysis and Its Uses**. 1 ed. Nova York: Springer New York, 2006.

DIAMOND, Douglas; RAJAN, Raghuram. A Theory of Bank Capital. **Journal of Finance**. n. 55, p. 2431-2465, 2000. DOI 10.2139/ssrn.166409. Disponível em: <[https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=166409](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=166409)>. Acesso em: 15 nov. 2025.

DIDEHKHANI, Hosein; LOTFI, Farhad; SADI-NEZHAD, Soheil. Practical benchmarking in DEA using artificial DMUs. **Journal of Industrial Engineering International**. v. 15, p. 293-301, 2019. DOI 10.1007/s40092-018-0281-7. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s40092-018-0281-7>>. Acesso em: 17 nov. 2025.

FAMA, Eugene F. Banking in the theory of finance. **Journal of Monetary Economics**, v. 6, n. 1, p. 39-57, 1980. DOI 10.1016/0304-3932(80)90017-3. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0304393280900173>>. Acesso em: 15 nov. 2025.

FARREL, Michael James. The Measurement of Productive Efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957. DOI 10.2307/2343100. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/2343100>>. Acesso em: 13 out. 2025.

FÄRE, Rolf; GROSSKOPF, Shawna; NORRIS, Mary; ZHANG, Zhongyang. Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries. **The American Economic Review**, v. 84, n. 1, p. 66-83, 1994. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/2117971>>. Acesso em: 20 nov. 2025.

FERNANDO, Jason. Return on Equity (ROE) Calculation and What It Means. **Investopedia**. [S.I.], 2025. Disponível em: <<https://www.investopedia.com/terms/r/returnonequity.asp>>. Acesso em: 22 out. 2025.

FERREIRA, Jorge; ZANINI, Francisco; ALVES, Tiago. A diversificação das receitas bancárias: seu impacto sobre o risco e retorno dos bancos brasileiros. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 30, n. 79, p. 91-106, 2019. DOI 10.1590/1808-057x201805810. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rcf/a/TqnxRfg3KssGLWGSYfmFkBD/?lang=en>>. Acesso em: 26 nov. 2025.

GURLEY, John G.; SHAW, Edward. Financial Intermediaries and the Saving-Investment Process. **The Journal of Finance**, v. 11, n. 2, p. 257-76, 1956. DOI 10.2307/2976705. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/2976705?origin=crossref>>. Acesso em: 15 nov. 2025.

HUGHES, Joseph P.; JAGTIANI, Julapa; MOON, Choon-Geol. Consumer lending efficiency: commercial banks versus a fintech lender. **Financial Innovation**, v. 8, n. 38, 2022. DOI 10.1186/s40854-021-00326-1. Disponível em: <<https://jfin-swufe.springeropen.com/articles/10.1186/s40854-021-00326-1>>. Acesso em: 17 nov. 2025.

JEMRIC, Igor; VUJCIC, Boris. Efficiency of Banks in Croatia: A DEA Approach. **Comparative Economic Studies**, n. 2, p. 169-193, 2002. DOI 10.1057/ces.2002.13. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1057/ces.2002.13>>. Acesso em: 7 out. 2025.

LIMA, Gilberto Tadeu; SICSÚ, João; PAULA, Luis Fernando de. **Macroeconomia Moderna: Keynes e a Economia Contemporânea**. 2 ed. Rio de Janeiro: Campus, 1999.

LOTFI, Farhad Hosseinzadeh; EBRAHIMNEJAD, Ali; VAEZ-GHASEMI, Mohsen; MOGHADDAS, Zohreh. **Data Envelopment Analysis with R**. 1. ed. Suíça: Springer Cham, 2020.

LOVELL, C.A. Knox; PASTOR, Jesús. Units invariant and translation invariant DEA models. **Operations Research Letters**, v. 18, n. 3, p. 147-151, 1995. DOI 10.1016/0167-6377(95)00044-5. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0167637795000445?via%3Dihub>>. Acesso em: 18 nov. 2025.

MAGALHÃES, Inês. **Habitação é com a CAIXA**. Brasília, DF: Caixa Econômica Federal, 2023. Disponível em: <<https://caixanoticias.caixa.gov.br/Paginas/Noticias/2023/08-Agosto/habitacao-e-com-a-caixa.aspx>>. Acesso em: 27 nov. 2025.

MANKIWI, Gregory. **Princípios de microeconomia**. 8 ed. São Paulo [SP]: Cengage, 2021.

MENDONÇA, Douglas José; SOUZA, Júlia Alves; CAMPOS, Renato Silvério. Análise do desempenho dos maiores bancos brasileiros: um estudo com a Análise Envoltória de Dados (DEA). **Revista Observatorio de la Economía Latinoamericana**, Brasil, 2016. Disponível em: <<https://www.eumed.net/cursecon/ecolat/br/16/bancos.html>>. Acesso em: 8 out. 2025.

MINSKY, Hyman P. **John Maynard Keynes**. New York: Columbia University Press, 1975.

MINSKY, Hyman P. **Stabilizing an unstable economy**. 1 ed. New Haven: Yale University Press, 1986.

OLIVEIRA, Vanessa Herculano de; MACEDO, Marcelo Alvaro da Silva; CORRAR, Luiz João. Estudo do Desempenho dos Maiores Bancos de Varejo no Brasil por meio da Análise Envoltória de Dados (dea). **Anais do Congresso Brasileiro de Custos**, [S. 1.], ABC, 2011. Disponível em: <<https://anaiscbc.emnuvens.com.br/anais/article/view/800>>. Acesso em: 20 out. 2025.

PANWAR Ankita; OLFATI, Maryam; PANT, Millie; SNASEL, Vaclav. A Review on the 40 Years of Existence of Data Envelopment Analysis Models: Historic Development and Current Trends. **Archives of Computational Methods in Engineering**, v. 29, p. 5397-5426, 2022. DOI 10.1007/s11831-022-09770-3. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s11831-022-09770-3>>. Acesso em: 18 set. 2025.

PAULA, Luiz Fernando de; FARIA, João Adelino de. Eficiência do setor bancário brasileiro por segmento de mercado: uma avaliação recente. In: **ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA**. Anais [...]. [S. 1.]: ANPEC, 2007. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/anp/en2007/097.html>>. Acesso em: 18 nov. 2025.

PÉRICO, Ana Elisa; REBELATTO, Daisy Aparecida do Nascimento; SANTANA, Naja Brandão. Eficiência bancária: os maiores bancos são os mais eficientes? Uma análise por envoltória de dados. **Gestão & Produção**, São Carlos, v. 15, n. 2, p. 421-431, 2008. DOI 10.1590/S0104-530X2008000200016. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/gp/a/R8rcZFNhPSdnYd484yKP8JS/?lang=pt>>. Acesso em: 7 out. 2025.

SCHREIBER, Dusan; VIANA, Luciane Pereira; GRIBLER, Francini Manoel. The role of innovation in the competition between fintechs and traditional banks. **Archives of Business Research**, v. 12, n. 9, p. 68-91, 2024. DOI 10.14738/abr.129.17612. Disponível em: <<https://journals.scholarpublishing.org/index.php/ABR/article/view/17612>>. Acesso em: 16 set. 2025.

SIMAR, Leopold; WILSON, Paul W. Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. **Management Science**, v. 44, n. 1, p. 49-61, 1998. DOI 10.1287/mnsc.44.1.49. Disponível em: <<https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.44.1.49>>. Acesso em: 20 nov. 2025.

SOARES DE LIMA, Isabela; FERREIRA, Denilson Queiroz Gomes. A participação estatal no sistema bancário brasileiro: uma análise do período 1996-2006. **Planejamento e Políticas**

**Públicas**, [S.l.], n. 39, 2022. Disponível em: <<https://www.ipea.gov.br/ppp/index.php/PPP/article/view/313>>. Acesso em: 4 out. 2025.

SOUZA, Márcio Flávio Amaral de; MACEDO, Marcelo Alvaro da Silva. Análise de Desempenho Contábil-Financeiro no Setor Bancário Brasileiro por meio da aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA). **Revista Base de Administração e Contabilidade da UNISINOS**, v. 6, n. 2, p. 81-100, 2009. DOI 10.4013/base.2009.62.01. Disponível em: <<https://revistas.unisinos.br/index.php/base/article/view/4820/2082>>. Acesso em: 8 out. 2025.

THAKOR, Anjan. Fintech and banking: What do we know?. **Journal of Financial Intermediation**, v. 41, 2020. DOI 10.1016/j.jfi.2019.100833. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S104295731930049X?via%3Dihub>>. Acesso em: 15 nov. 2025.

VASCONCELLOS, Marco Antonio Sandoval; GARCIAL, Manuel Enriquez. **Fundamentos de economia**. 7. ed. São Paulo: SaraivaUni, 2023.

WILSON, Paul W. Detecting Outliers in Deterministic Nonparametric Frontier Models with Multiple Outputs. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 11, n. 3, p. 319-323, 1993. DOI 10.1080/07350015.1993.10509959. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07350015.1993.10509959>>. Acesso em: 16 nov. 2025.

## APÊNDICE A – Resumo dos estudos relacionados ao DEA

### Quadro 1 – Panorama da revisão teórica

<b>Autor</b>	<b>Período</b>	<b>Características</b>	<b>Modelo Predominante</b>	<b>Resultado Observado</b>
Jemric e Vujcic	1995 a 2000	Eficiência dos bancos croatas; Utilização das abordagens: Operacional e de Intermediação	Ambas as abordagens utilizaram os modelos: BCC e CCR	4 de 39 bancos croatas foram eficientes; Bancos estrangeiros tiveram maior eficiência; Bancos de médio porte foram os menos eficientes.
Périco <i>et al.</i>	2005	Eficiência dos 12 maiores bancos do Brasil no período	BCC Orientação ao produto	Apenas 5 dos 12 bancos considerados eficientes.
Souza e Macedo	2001 a 2005	Performance multicriterial dos bancos brasileiros; Análise Geral; Análise por segmento	CCR	Segmento de maior desempenho foi o de varejo; Bancos de pequeno e médio porte alcançaram o maior nível de eficiência.
Mendonça, Souza e Campos	2012 a 2014	6 maiores instituições Bancárias do Brasil	CCR Orientação ao insumo	Apenas um banco não atingiu a eficiência máxima durante o período analisado.
Comelli, Kroenke e Hein	2015 a 2016	Desempenho dos bancos de capital aberto no Brasil	BCC Orientação ao produto	92% dos bancos considerados eficientes sob o aspecto do resultado enquanto cai para 75% na ótica da intermediação.

**Fonte:** Elaboração própria, 2025.

## APÊNDICE B - Versões de Softwares e Pacotes Utilizados

O processamento dos dados foi realizado utilizando a linguagem R e o ambiente RStudio, nas seguintes versões:

Versão do R: 4.4.2 (31/10/2024).

Versão do RStudio: 2025.09.2+418.

Os pacotes adicionais utilizados para a análise DEA e manipulação de dados estão detalhados no Quadro 2.

**Quadro 2 – Pacotes do R utilizados**

<b>Pacote</b>	<b>Versão (ano)</b>	<b>Título / Função</b>	<b>Autores</b>
Benchmarking	0.33 (2025)	Benchmarking with DEA and SFA	Peter Bogetoft e Lars Otto
readxl	1.4.5 (2025)	Read Excel Files	Hadley Wickham e Jennifer Bryan
rio	1.2.4 (2023)	A Swiss-army knife for data file I/O	Chung-hong Chan, Thomas J. Leeper, Jason Becker e David Schoch

**Fonte:** Elaboração própria, 2025.

## APÊNDICE C – Scripts do Modelo DEA (BCC)

```

# -----
# ETAPA 1: Download e Carregamento dos Dados e Pacotes
# -----
install.packages("Benchmarking")
install.packages("readxl")
install.packages("rio")
library(Benchmarking)
library(readxl)
library(rio)

# definindo o diretório da base de dados
setwd("C:/Base_de_Dados")

# Importando base de dados
Banco_de_Dados_01<- read_excel("Dados_compilados.xlsx", sheet = "trimestre_de_
referência")
# -----
# ETAPA 2: Modelo DEA BCC (Input Oriented)
# -----
inputs <- as.matrix(with(Banco_de_Dados_01, cbind(IEO,CO)))
outputs <- as.matrix(with(Banco_de_Dados_01, cbind(RMOP,RPL)))

# Executando o modelo
dea(X = inputs,Y = outputs, RTS ="vrs", ORIENTATION = "in")
resultado_DEA <- dea(X = inputs,Y = outputs, RTS ="vrs", ORIENTATION = "in")

# Transformar em data frame
DEA_eficiencia <- as.data.frame(cbind(A$eff,A$lambda))
# -----
# ETAPA 3: Exportar os resultados em .xlsx
# -----
export(DEA_eficiencia, file = "eficiência_bancos.xlsx")

```

## APÊNDICE D – Scripts do Modelo DEA (CCR)

```

# -----
# ETAPA 1: Download e Carregamento dos Dados e Pacotes
# -----
install.packages("Benchmarking")
install.packages("readxl")
install.packages("rio")
library(Benchmarking)
library(readxl)
library(rio)

# definindo o diretório da base de dados
setwd("C:/Base_de_Dados")

# Importando base de dados
Banco_de_Dados_01<- read_excel("Dados_compilados.xlsx", sheet = "trimestre_de_
referência")
# -----
# ETAPA 2: Modelo DEA CCR (Input Oriented)
# -----
inputs <- as.matrix(with(Banco_de_Dados_01, cbind(IEO,CO)))
outputs <- as.matrix(with(Banco_de_Dados_01, cbind(RMOP,RPL)))

# Executando o modelo
dea(X = inputs,Y = outputs, RTS ="crs", ORIENTATION = "in")
resultado_DEA <- dea(X = inputs,Y = outputs, RTS ="crs", ORIENTATION = "in")

# Transformar em data frame
DEA_eficiencia <- as.data.frame(cbind(A$eff,A$lambda))
# -----
# ETAPA 3: Exportar os resultados em .xlsx
# -----
export(DEA_eficiencia, file = "eficiência_bancos.xlsx")

```

## APÊNDICE E – Scripts da Identificação dos *Outliers* do Modelo DEA

```

# -----
# ETAPA 1: Download e Carregamento dos Dados e Pacotes
# -----
install.packages("Benchmarking")
install.packages("readxl")
install.packages("rio")
library(Benchmarking)
library(readxl)
library(rio)

# definindo o diretório da base de dados
setwd("C:/Base_de_Dados")

# Importando base de dados
Banco_de_Dados_01<- read_excel("Dados_compilados.xlsx", sheet = "media_anual_das_
variáveis")
# -----
# ETAPA 2: Análise de Super-Eficiência (Outliers)
# -----
inputs <- as.matrix(with(Banco_de_Dados_01, cbind(IEO,CO)))
outputs <- as.matrix(with(Banco_de_Dados_01, cbind(RMOP,RPL)))

# Executando o modelo
outlier.ap(x, y, NDEL = 4, TRANSPOSE = FALSE)

# Transformar em data frame
tabela_outliers <- as.data.frame(cbind(outliers$imat))
# -----
# ETAPA 3: Exportar os resultados em .xlsx
# -----
export(tabela_outliers, file = "outliers_medio.xlsx")

```

**APÊNDICE F – Scripts da significância das variáveis**

```
# -----  
# ETAPA 1: Download e Carregamento dos Dados e Pacotes  
# -----  
install.packages("readxl")  
install.packages("writexl")  
install.packages("AER")  
library(readxl)  
library(writexl)  
library(AER)  
  
# definindo o diretório da base de dados  
setwd("C:/Base_de_Dados")  
  
# -----  
# ETAPA 2: Análise da Significância  
# -----  
dados <- read_excel("eficiencia_bancos.xlsx", sheet = "eficiencia_media")  
  
regressao_tobit <- tobit(eficiencia ~ IEO + CO + RMOP + RPL, left = 0, right = 1, data =  
dados)  
  
summary(regressao_tobit)
```