



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Centro de Ciências Sociais

Faculdade de Ciências Econômicas

Giovanni Barboza Xavier

**Avaliação de desempenho no setor bancário: uma comparação entre bancos
digitais e tradicionais via Análise de Fronteira de Eficiência e Índice de
Malmquist**

Rio de Janeiro

2023

Giovanni Barboza Xavier

Avaliação de desempenho no setor bancário: uma comparação entre bancos digitais e tradicionais via Análise de Fronteira de Eficiência e Índice de Malmquist

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: II - Economia Aplicada.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Marinho

Coorientador: Prof. Dr. Luiz Fernando Rodrigues de Paula

Rio de Janeiro

2023

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UERJ/REDE SIRIUS/BIBLIOTECA CCS/B

X3 Xavier, Giovanni Barboza.
Avaliação de desempenho no setor bancário: uma comparação entre bancos digitais e tradicionais via Análise de Fronteira de Eficiência e Índice de Malmquist / Giovanni Barboza Xavier. – 2023.
73 f.

Orientador: Prof. Dr Alexandre Marinho.
Coorientador: Prof. Dr. Luiz Fernando Rodrigues de Paula.
Dissertação (mestrado) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Ciências Econômicas.
Bibliografia: f. 68-73.

1. Análise de envoltório de dados – Teses. 2. Bancos – Brasil – Teses. I. Marinho, Alexandre. II. Paula, Luiz Fernando Rodrigues de. III. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Faculdade de Ciências Econômicas. IV. Título.

CDU 336(81):005

Bibliotecário: Fabiano Salgueiro CRB7/6974

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta dissertação, desde que citada a fonte.

Assinatura

Data

Giovanni Barboza Xavier

Avaliação de desempenho no setor bancário: uma comparação entre bancos digitais e tradicionais via Análise de Fronteira de Eficiência e Índice de Malmquist

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: II – Economia Aplicada.

Aprovada em 10 de março de 2023.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Alexandre Marinho (Orientador)

FCE/UERJ

Prof. Dr. Luiz Fernando Rodrigues de Paula (Coorientador)

IE/UFRJ e FCE/UERJ

Prof. Dr. Pedro James Frias Hemsley

IE/UFRJ

Rio de Janeiro

2023

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Janice e Carlos, por sempre estarem ao meu lado me apoiando nos momentos difíceis.

Ao meu orientador, Alexandre Marinho, e ao meu coorientador, Luiz Fernando de Paula, pelos ensinamentos, apoio e colaboração que me permitiram estar concluindo este trabalho.

Ao meu amigo Renan pela parceria durante todo o curso, e aos meus amigos Natalia, Henry e Catharine por todo companheirismo ao longo do período em que me dediquei a este trabalho.

Aos meus professores e colegas do Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas (PPGCE-UERJ) com quem convivi ao longo desses anos de curso, pelo aprendizado e pelas experiências que certamente enriqueceram a minha formação acadêmica.

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – (Código de Financiamento 001) pelo apoio financeiro para o presente trabalho.

RESUMO

XAVIER, Giovanni Barboza. **Avaliação de desempenho no setor bancário:** uma comparação entre bancos digitais e tradicionais via Análise de Fronteira de Eficiência e Índice de Malmquist. 2023. 73 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2023.

O setor bancário tem fundamental importância para o desenvolvimento econômico de um país. Através da intermediação financeira, função primária dos bancos, os recursos chegam aos agentes deficitários permitindo que os investimentos desejados sejam realizados. Com os avanços tecnológicos e a sua incorporação na indústria financeira, uma nova modalidade de bancos surgiu, os bancos digitais. Este trabalho tem como objetivo realizar uma análise comparativa da eficiência dos bancos digitais e dos bancos de varejo tradicionais no mercado de crédito brasileiro. Para tanto, foi utilizada a técnica não-paramétrica DEA corrigida pelo método de Bootstrap, com orientação para inputs, para mensurar a eficiência técnica dos bancos, a partir da abordagem da intermediação financeira. A amostra ficou constituída de 73 bancos comerciais, em que, por meio de testes estatísticos adequados, a combinação de inputs e outputs definida se mostrou convexa e com retornos variáveis de escala, o que justificou a aplicação do modelo DEA-BCC. Os resultados sugerem, de modo geral, que os bancos comerciais brasileiros apresentaram nível elevado de ineficiência nas atividades de intermediação financeira. Foi observado que o grupo dos bancos digitais apresenta desempenho inferior quando comparado com o grupo de todos os bancos de varejo tradicionais. Entretanto, foi visto que quando comparados apenas com os bancos de varejo de mesmo porte, a performance observada foi semelhante. Por fim, com a aplicação do Índice de Malmquist para o triênio de 2019-2021, foi percebida um aumento de produtividade dos bancos comerciais brasileiros, atribuída a uma melhora de gestão dos insumos pelos bancos digitais e tradicionais. Por outro lado não foi possível observar indícios de progresso tecnológico durante o período.

Palavras-chave: Análise Envoltória de Dados. Bancos Digitais. Intermediação Financeira.

ABSTRACT

XAVIER, Giovanni Barboza. **Banking benchmarking**: a comparison between digital and traditional banks with Efficiency Frontier Analysis and Malmquist Index. 2023. 73 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2023.

The banking sector is of fundamental importance for the economic development of a country. Through financial intermediation, the primary function of banks, resources reach the deficit agents, allowing the desired investments to be carried out. With technological advances and their incorporation into the financial industry, a new type of banking has emerged, digital banks. This work aims to carry out a comparative analysis of the efficiency of digital banks and traditional retail banks in the Brazilian credit market. For this purpose, the DEA non-parametric technique corrected by the Bootstrap method, with input orientation, was used to measure the technical efficiency of banks, based on the financial intermediation approach. The sample consisted of 73 commercial banks, in which, through adequate statistical tests, the defined combination of inputs and outputs proved to be convex and with variable returns to scale, which justified the application of the DEA-BCC model. The results suggest, in general, that Brazilian commercial banks showed a high level of inefficiency in financial intermediation activities. It was observed that the group of digital banks performs poorly when compared to the group of all traditional retail banks. However, it was seen that when compared only with retail banks of the same size, the performance observed was similar. Finally, with the application of the Malmquist Index for the triennium 2019-2021, an increase in the productivity of Brazilian commercial banks was noticed, attributed to an improvement in the management of inputs by digital and traditional banks. On the other hand, it was not possible to observe signs of technological progress during the period.

Keywords: Data Envelopment Analysis. Digital Banks. Financial Intermediation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 –	Produtividade e eficiência	22
Figura 2 –	Modelo de Farrel para eficiência técnica e alocativa	24
Figura 3 –	Comparação das fronteiras de eficiência dos modelos CCR e BCC.....	30
Quadro 1 –	Principais características da DEA e da SFA	32

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Abordagens para avaliar a eficiência bancária presentes na literatura	12
Tabela 2 –	Abordagens utilizadas na literatura nacional.....	19
Tabela 3 –	Inputs e output do modelo proposto	42
Tabela 4 –	Estatísticas descritivas dos inputs e output 2019-2021.....	44
Tabela 5 –	Testes de convexidade da amostra.....	45
Tabela 6 –	Testes de retornos de escala da amostra	46
Tabela 7 –	Escore de eficiência dos bancos no 3º trimestre de 2021.....	47
Tabela 8 –	Sumário estatístico das eficiências no 3º trimestre de 2021	49
Tabela 9 –	Eficiência dos bancos digitais no 3º trimestre de 2021	50
Tabela 10 –	Segmentação das instituições financeiras conforme o BCB.....	51
Tabela 11 –	Eficiência dos bancos de varejo no 3º trimestre de 2021	51
Tabela 12 –	Sumário da eficiência dos bancos no triênio 2019-2021.....	52
Tabela 13 –	Eficiência dos bancos digitais no triênio 2019-2021.....	53
Tabela 14 –	Eficiência dos bancos de varejo no triênio 2019-2021.....	53
Tabela 15 –	Teste 1 de equivalência de médias de Kneip et al. (2016).....	54
Tabela 16 –	Teste 2 de equivalência de médias de Kneip et al. (2016).....	55
Tabela 17 –	Eficiência de escala dos bancos digitais no 3º trimestre de 2021	57
Tabela 18 –	Eficiência de escala dos bancos de varejo no 3º trimestre de 2021	57
Tabela 19 –	Índice de produtividade de Malmquist para os bancos digitais	59

Tabela 20 – Índice de alterações de eficiência para os bancos digitais	60
Tabela 21 – Índice de alterações de tecnologia para os bancos digitais	61
Tabela 22 – Índice de produtividade de Malmquist para os bancos de varejo	61
Tabela 23 – Índice de alteração de eficiência para os bancos de varejo	62
Tabela 24 – Índice de alterações de tecnologia para os bancos de varejo	63

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AA	Asset Approach
AE	Alteração de Eficiência
AT	Alteração Tecnológica
BB	Banco do Brasil
BRB	Banco Regional de Brasília
BCB	Banco Central do Brasil
BCC	Banker, Charnes e Cooper
CCR	Charnes, Cooper e Rhodes
CEF	Caixa Econômica Federal
Cosif	Padrão Contábil das Instituições Reguladas pelo Banco Central do Brasil
CRS	Constant Returns to Scale
DEA	Data Envelopment Analysis
DMU	Decision Making Unit
FDH	Free Disposal Hull
FGV	Fundação Getúlio Vargas
IA	Intermediation Approach
IGP	Índice Geral de Preços
IM	Índice de Malmquist
PA	Production Approach
SFA	Stochastic Frontier Analysis
TFA	Thick Frontier Analysis
VAA	Value Added Approach
VRS	Variable Returns to Scale

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	1
	Objetivos.....	3
	Estrutura da dissertação	4
1	REVISÃO DA LITERATURA SOBRE EFICIÊNCIA BANCÁRIA	6
1.1	Literatura internacional sobre eficiência no setor bancário	6
1.2	As principais abordagens de análise	11
1.3	A literatura nacional sobre eficiência bancária	14
2	METODOLOGIA.....	21
2.1	Produtividade e eficiência	21
2.2	Eficiência técnica e eficiência alocativa	23
2.3	A Análise Envoltória de Dados - DEA	25
2.3.1	<u>Modelo CCR.....</u>	<u>26</u>
2.3.2	<u>Modelo BCC.....</u>	<u>29</u>
2.3.3	<u>Comparação entre os modelos CCR e BCC.....</u>	<u>30</u>
2.4	Características da técnica DEA e sua comparação com a SFA.....	31
2.5	O viés da DEA e a técnica de Bootstrap	33
2.6	A convexidade na DEA	35
2.7	Testes para os retornos de escala	37
2.8	Comparação de médias	38
2.9	Índice de Malmquist.....	39
3	RESULTADOS	41
3.1	Modelo proposto	41
3.2	A amostra	43
3.3	Convexidade e retornos de escala.....	45
3.4	Desempenho do setor bancário brasileiro em 2021	47
3.4	Evolução da eficiência dos bancos digitais e bancos de varejo entre 2019-2021 .	52
3.5	Comparação entre bancos digitais e bancos de varejo tradicionais	54
3.6	Análise da eficiência de escala	56
3.7	Análise temporal do setor bancário brasileiro.....	59
	CONCLUSÕES.....	64
	REFERÊNCIAS	68

INTRODUÇÃO

O setor financeiro, e, principalmente, o setor bancário, tem fundamental importância para o desenvolvimento econômico de um país. Este setor tem como função principal exercer a atividade de intermediação de recursos entre poupadores e tomadores, fazendo com que valores poupados dos agentes superavitários cheguem aos agentes que demandam destes recursos para desempenhar suas atividades. Instituições financeiras sólidas e eficientes na intermediação financeira permitem que os investimentos desejados sejam realizados, o que é condição essencial para o desenvolvimento econômico de um país.

Cava et al. (2016) explicam que o setor bancário brasileiro desempenha um papel importante na economia, em que os mercados de capitais e de seguros ainda se encontram subdesenvolvidos, o que destaca a participação dos bancos nos financiamentos de investimentos que contribuem para o desenvolvimento do país. Sobre este aspecto, Staub et al. (2010) destacaram que o desenvolvimento do sistema bancário e aumento da sua eficiência estão relacionados com maiores crescimentos econômicos.

Conforme Périco et al. (2016), ao longo do tempo, praticamente em todos os lugares do mundo, as mudanças vistas nas funções dos bancos são notáveis, com o surgimento de novos produtos e com o aumento da disponibilidade dos serviços para os clientes, entretanto, o papel de intermediação financeira ainda prevalece. Segundo os autores, todos os outros recursos incorporados nas funções de um banco ainda são resultados de sua função primária, a de intermediação financeira.

Boot et al. (2020) explicam que a última década apresentou enormes desafios para as instituições financeiras, incluindo crise financeira, reforma regulatória, baixa lucratividade e deterioração da confiança do público, mas, contra este cenário, as mudanças tecnológicas na indústria financeira estão aumentando, impulsionadas agora, pela recente crise da COVID-19, que tem aumentado a demanda por serviços digitais, acelerando este processo.

Com os avanços tecnológicos e a sua incorporação na indústria financeira, uma nova modalidade de banco emergiu, os bancos digitais, em que, através da tecnologia, determinadas funções são oferecidas ao público por meio de plataformas digitais sem o contato físico com o cliente. De tal modo, os serviços realizados em espaços específicos passam a ser realizados em ambientes virtuais, onde tais bancos operam com poucas ou nenhuma agência, e, em sua maioria, oferecem serviços atrativos para os clientes com isenção de taxas e tarifas bancárias.

De acordo com Philippon (2019), Fintechs, um termo para empresas que empregam tecnologia nos serviços financeiros, abrangem inovações digitais e inovações nos modelos de negócios com tecnologia no setor financeiro, e podem romper as estruturas recentes das empresas e a forma como estas criam e entregam produtos, e também democratizar o acesso a serviços financeiros. Segundo a OECD (2020) a disrupção digital tem potencial para prover uma maior eficiência no setor bancário por meio da inovação, pois esta tendência tem como principal característica a desmaterialização dos processos, trazendo benefícios como a redução de recursos e despesas, o que pode promover a redução no valor de serviços para os clientes. Ainda, conforme a OECD (2020), este processo pode ser capaz de gerar um impacto na competitividade do setor, em que os bancos de varejo tradicionais poderão ter que se mover para este modelo baseado em plataforma com atendimento centrado no cliente.

Dado a importância de um setor bancário eficiente para o desenvolvimento econômico, pelo desempenho de sua função principal de intermediação financeira, e a recente disrupção digital no setor, com o surgimento dos bancos digitais surge o questionamento se estes bancos, pelo seu modo de operação, são mais ou menos eficientes que os bancos tradicionais. Esta é a pergunta que este trabalho se propõe a responder.

É pretensão deste trabalho avaliar a eficiência do sistema bancário brasileiro no período recente de 2019 a 2021, período em que bancos digitais passaram a atuar mais intensamente no mercado bancário brasileiro. Busca-se, com isso, contribuir com a literatura nacional de eficiência bancária investigando se esta nova modalidade de instituição financeira, os bancos digitais, são mais ou menos eficientes que os bancos de varejo tradicionais. Pretende-se também examinar se a entrada destas instituições promoveu um aumento de eficiência no mercado de crédito brasileiro.

A Análise Envoltória de Dados (DEA), desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), é uma técnica utilizada para mensurar a eficiência de unidades produtivas que os autores denominam de Decision Making Units (DMUs). Essas unidades produtivas são caracterizadas por empregarem o uso dos mesmos insumos (inputs) para a produção de determinados produtos (outputs). A análise de eficiência na DEA tem como objetivo medir o desempenho da DMU em converter os insumos utilizados em produtos.

Esta técnica emprega a programação matemática para a construção da fronteira eficiente. A DEA é uma técnica não paramétrica, ou seja, não necessita que seja especificada uma forma para a fronteira eficiente. Existem outras técnicas para mensurar a eficiência de unidades produtivas, como a Free Disposal Hull (FDH) e a Stochastic Frontier Analysis (SFA). Essas técnicas têm sido largamente utilizadas pelos pesquisadores para investigar a eficiência

dos bancos. Neste estudo é utilizada a técnica DEA, que é mais aprofundada ao longo do capítulo 2 que é destinado a metodologia do trabalho.

Bancos podem ser avaliados por diferentes abordagens. Neste trabalho, será procurado avaliar a eficiência dos bancos brasileiros, e realizar a comparação entre bancos digitais e bancos de varejo tradicionais, no desempenho de sua principal função, a intermediação financeira. Pretende-se fazer assim, pois a concessão de crédito é a função dos bancos que mais tem impacto no desenvolvimento da economia de um país, e permitirá investigar como os bancos digitais desempenham esta atividade.

Por fim, é utilizado o Índice de Malmquist para o triênio de 2019 a 2021, com o objetivo de analisar a evolução do desempenho do setor bancário brasileiro ao longo deste período. Este índice permite realizar uma análise completa da evolução da produtividade ao longo de um período determinado, e sua decomposição, permite obter informações sobre as variações de eficiências dos bancos e sobre as variações da tecnologia de produção.

Objetivos

Fundamentando-se na contextualização e justificativa do problema de pesquisa, realizadas acima, o presente estudo possui como objeto geral realizar a análise comparativa do desempenho dos bancos digitais com os bancos de varejo tradicionais atuantes no mercado de crédito brasileiro.

Ainda, este trabalho pretende alcançar os seguintes objetivos específicos:

- a) Resumir as principais abordagens de avaliação dos bancos presentes na literatura sobre eficiência bancária;
- b) Definir o modelo, com os inputs e outputs a serem utilizados, de acordo com o que for mais indicado para avaliar os bancos na atividade de concessão de crédito;
- c) Avaliar a convexidade e os retornos de escala do conjunto de produção representado na amostra a ser selecionada;
- d) Mensurar a eficiência técnica dos bancos pela abordagem da intermediação financeira;
- e) Comparar os escores de eficiência médios dos bancos digitais com os bancos de varejo tradicionais;

f) Calcular e decompor o Índice de Produtividade de Malmquist para investigar as variações de eficiência e avanços tecnológicos no triênio de 2019 a 2021.

g) Contribuir com a literatura nacional sobre eficiência bancária investigando como os bancos digitais desempenham em comparação com os bancos de varejo, e como impactam no mercado de crédito brasileiro.

Estrutura da dissertação

Com a finalidade de alcançar o objetivo geral e os objetivos específicos propostos, esta dissertação está dividida em 3 capítulos, além desta introdução e das conclusões.

No capítulo 1 é feita uma revisão da literatura do setor bancário. São apresentados os primeiros trabalhos que se propuseram a avaliar a eficiência de instituições financeiras. discussão acerca das abordagens de análise que podem ser adotadas, apresentada primeiramente por Favero e Papi (1995), é percorrida. Ao final, é feita uma contextualização das principais pesquisas aplicadas ao mercado de crédito brasileiro.

No capítulo 2 é apresentada toda a metodologia utilizada por este trabalho. Inicialmente são explanadas as contribuições dos trabalhos da década de 50, considerados como o alicerce das técnicas utilizadas atualmente para se avaliar a eficiência. Em seguida são apresentados modelos da Análise Envoltória de Dados (DEA) desenvolvidos por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) e Banker, Charnes e Cooper (1984). Ainda, são expostos os testes utilizados para se testar a convexidade do conjunto de produção e a presença de retornos constantes e variáveis de escala. O teste de Kneip et al. (2016) para se realizar a comparação da média das eficiências de grupos de produtores distintos, utilizado para se alcançar o objetivo principal deste trabalho, é explicado em sequência. Por fim, o Índice de Malmquist e a sua decomposição nos índices de alterações de eficiência e de alterações tecnológicas são expostos.

O capítulo 3 se inicia com a explicação do modelo proposto por este trabalho para analisar a eficiência bancária brasileira recente. São discutidos os resultados obtidos descrevendo e analisando os desempenhos mensurados pelos bancos. As comparações entre bancos digitais e de varejo tradicionais realizadas pelos testes estatísticos propostos são percorridas em seguir. Por fim, é realizada uma análise temporal do mercado de crédito

brasileiro, por meio do Índice de Malmquist, avaliando as alterações de eficiência técnica e as alterações da tecnologia ao longo do triênio de 2019 a 2021.

Nas conclusões deste trabalho são apresentadas as principais conclusões obtidas no capítulo anterior, e feita um diagnóstico geral do desempenho do mercado de crédito brasileiro. Por fim, são feitas sugestões para trabalhos futuros que abordem a mesma temática deste trabalho.

1 REVISÃO DA LITERATURA SOBRE EFICIÊNCIA BANCÁRIA

Este capítulo tem como objetivo fazer uma resenha da literatura sobre eficiência no setor bancário, apresentando os mais relevantes trabalhos presentes na literatura internacional e nacional. Na primeira seção, serão apresentados os trabalhos, considerados pioneiros, que introduziram as técnicas de medição de eficiência para avaliação dos bancos e alguns dos principais trabalhos da literatura internacional. Em seguida, na segunda seção são discutidas as principais abordagens utilizadas para se avaliar as instituições financeiras, apresentando o objetivo que cada uma delas pretende alcançar, suas principais escolhas de inputs e outputs e os resultados alcançados.

Por fim, são discutidas as pesquisas que buscaram avaliar a performance de bancos nacionais, discorrendo sobre aspectos como a escolha dos insumos e produtos, a formação da amostra e as conclusões alcançadas por estes estudos.

1.1 Literatura internacional sobre eficiência no setor bancário

Os primeiros autores a utilizar a técnica DEA para avaliar o desempenho do setor bancário foram Sherman e Gold (1985). O desempenho operacional de um banco era frequentemente medido usando índices contábeis como retorno sobre ativos e retorno sobre investimentos (Sherman e Gold, 1985). Segundo os autores, a utilização destes índices apresentava limitações, pois estes eram elaborados por meio de agregações extensas que não refletiam a eficiência operacional, podendo levar a conclusões falsas.

Com o objetivo de aplicar uma técnica que permita superar as fraquezas que a utilização de índices contábeis apresenta, Sherman e Gold (1985) aplicaram a DEA para identificar e desenvolver maneiras para melhorar a eficiência de agências bancárias. O modelo CCR foi aplicado em 14 agências de um banco que desejava substituir os índices que utilizava, por uma técnica que fosse superior e levando a melhores avaliações.

Os autores utilizaram como inputs, uma medida de utilização de tempo de empregados, o aluguel pago por cada agência como um representativo do capital utilizado, e, por fim, o custo total dos suprimentos utilizados. Como output, foram utilizados o número de transações

realizadas pela agência, como abertura de contas, pedidos de empréstimos, seguros de vida vendidos etc.

Os resultados apresentados pelos autores mostram que, das agências analisadas, oito apresentaram o escore de eficiência máximo, enquanto seis agências apresentaram algum nível de ineficiência. Nenhuma das cinco maiores agências foi identificada como ineficiente, e duas das ineficientes eram as menores em termos de transações totais. Os resultados foram validados pelos gerentes bancários que apontaram como possível explicação o fato de que as agências menores eram administradas por gerentes menos experientes.

Enquanto que Sherman e Gold (1985) estavam interessados em analisar as agências de um banco em particular, Rangan et al. (1988) foram os primeiros a avaliar o mercado bancário a partir de uma visão do setor como um todo. Esses autores selecionaram uma amostra com 215 bancos em operação nos Estados Unidos e utilizaram da técnica da DEA para mensurar a eficiência técnica destas instituições.

Rangan et al. (1988) tinham a intenção de analisar o desempenho das instituições na atividade de intermediação financeira no ano de 1986. Para isso, utilizaram como inputs o número de trabalhadores de tempo integral, ativos fixos e fundos arrecadados. Como outputs foram utilizados os empréstimos imobiliários, os empréstimos comerciais, os empréstimos industriais, os depósitos à vista e, por fim, os depósitos a prazo e de poupança. A partir da eficiência média da amostra obtida através do modelo DEA, Rangan et al. (1988) concluíram que os bancos norte-americanos poderiam produzir o mesmo nível de outputs com 70% dos inputs que usavam.

Ferrier e Lovell (1990) compararam duas técnicas para avaliar o desempenho de uma amostra de 575 bancos americanos em atividade no ano de 1984. A primeira é uma abordagem econométrica de função translog, e a segunda é a Análise Envoltória de Dados. Os autores utilizaram como inputs o número total de empregados, custos de aluguel e despesas com mobília e equipamentos. Como outputs foram utilizados os números de contas de depósitos à vista, depósitos a prazo, empréstimos imobiliários e o número de empréstimos comerciais. Os autores afirmaram que as técnicas estavam de substancial acordo em vários aspectos importantes. Ferrier e Lovell (1990) concluíram que as duas técnicas estavam correlacionadas positivamente.

Berger e Humphrey (1991) propuseram uma nova técnica para mensurar e analisar as eficiências de todos os bancos dos Estados Unidos em 1984, o método paramétrico denominado Análise de Fronteira Espessa (Thick Frontier Analysis – TFA). Os resultados do estudo sugerem

que as ineficiências dos bancos derivam dos inputs de capital físico e mão-de-obra, o que os autores chamaram de ineficiências operacionais.

Do ponto de vista político, Berger e Humphrey (1991) indicam que a concorrência adicional, promovida por uma desregulamentação do setor bancário, pressionaria muitos dos bancos considerados ineficientes a cortar custos, fundir-se com instituições que apresentam eficiências operacionais ou deixar o mercado.

No estudo de Berg et al. (1993), foram estudados os desempenhos do setor bancário de três países nórdicos. A amostra foi composta com 503 bancos finlandeses, 150 bancos noruegueses e 126 bancos suecos em atuação no ano de 1990. Os autores constataram que a amostra representava praticamente toda a indústria bancária destes países. O objetivo era avaliar como bem preparados estariam os bancos, de diferentes tamanhos, destes países para encarar a competição mais intensa do Mercado Comum Europeu.

A técnica DEA foi utilizada por Berg et al. (1993) considerando tanto o modelo com retornos constantes de escala, quanto o modelo que permite retornos variáveis. Os mercados bancários dos países foram analisados individualmente e, em seguida, o Índice de Malmquist foi aplicado para realizar uma comparação entre os países. O modelo deste trabalho tem os empréstimos e os depósitos como outputs. O número de agências é definido como output por representar a disponibilidade dos serviços bancários. Os inputs considerados são o trabalho, medido em horas de trabalho, e capital, medido pelos valores contábeis de máquinas e equipamentos. Os resultados encontrados por Berg et al. (1993) mostraram que o mercado de crédito sueco era o mais eficiente, com os escores médios de 0,78 considerando retornos variáveis de escala, e 0,69 considerando retornos constantes.

Com o objetivo de realizar uma comparação entre os países, foi construído um Índice de Malmquist, onde os países da Suécia foram considerados como base tecnológica, por ser o país que se mostrou mais eficiente quando avaliado individualmente. Os bancos suecos se mostraram 52-63% mais produtivos que os bancos finlandeses, com a maior parte da diferença tendo como origem o componente de eficiência. A diferença tecnológica entre esses países era de aproximadamente 10%. Quando comparados os bancos suecos com os bancos noruegueses, a diferença de produtividade foi de 40-46%, com a maior parte da diferença se mantendo no componente de eficiência. Os bancos da Noruega foram 10% mais produtivos que os bancos da Finlândia, com o componente tecnológico apontando para esta direção nos modelos CCR e BCC. Berg et al. (1993) concluem que a maior parcela dos bancos que se encontram na fronteira nórdica de eficiência são suecos, indicando que os bancos deste país estão na melhor posição para expansão em um futuro mercado bancário comum nórdico.

A estimação da fronteira eficiente nos estudos de performance bancária é dividida entre os métodos paramétricos e não paramétricos. Entre os métodos paramétricos, a técnica mais utilizada é a Análise da Fronteira Estocástica (Stochastic Frontier Analysis – SFA) que especifica uma forma funcional para a fronteira eficiente, presente nos trabalhos de Ferrier e Lovell (1990), Berger e DeYoung (1997), Bonin et al. (2005), e Berger et al. (2009).

Bonin et al. (2005), usando dados do período de 1996 a 2000, avaliaram os efeitos do tipo de controle na eficiência bancária em onze países emergentes europeus. Os autores utilizaram o método paramétrico SFA para mensurar os escores de eficiência destes bancos. As variáveis de saída foram o total de depósitos, o total de empréstimos e o total de ativos líquidos e investimentos. Como entradas os autores selecionaram variáveis que representassem os preços do capital e os preços dos fundos arrecadados. Os resultados mostraram que os bancos públicos não eram significativamente menos eficientes que os bancos privados, sugerindo que a privatização não seria, por si só, suficiente para aumentar a eficiência do mercado de crédito destes países. Bancos estrangeiros foram considerados mais eficientes em custos do que outros tipos de controle.

A técnica DEA foi amplamente utilizada para avaliar a eficiência de setores bancários de diversos países. Barros et al. (2012) aplicaram a DEA para analisar a eficiência técnica de bancos japoneses de 2000 a 2007. Azad et al. (2019) avaliaram a eficiência do setor bancário de Bangladesh durante o ano de 2017 com a técnica DEA. Ariff e Can (2008) avaliaram a eficiência de custos e de lucros de 28 bancos comerciais chineses com essa técnica não paramétrica. Da mesma forma, Kao e Liu (2013) examinaram a eficiência dos bancos taiwaneses.

A DEA é uma técnica não paramétrica de construção de fronteira eficiente, enquanto que a SFA especifica uma forma funcional para a fronteira. Vários estudos foram propostos na literatura para comparar essas técnicas. Kuchler (2013) compararam a DEA e a SFA na estimação da eficiência dos bancos dinamarqueses durante a crise dos anos 2008 a 2010. O autor encontrou uma correlação considerável, mas não perfeita, entre os rankings de eficiência estimados pela DEA e SFA. No mesmo sentido, Tabak et al. (2014) compararam as duas técnicas para estimar a eficiência de uma amostra de bancos chineses. Os autores indicaram que a DEA e a SFA se mostraram consistentes para construir rankings de eficiência ao longo dos anos para o setor bancário como um todo, porém, indicaram que as correlações apontaram para divergências nos diagnósticos das performances individuais dos bancos.

Paradi et al. (2011) construíram um modelo DEA de dois estágios com o objetivo de avaliar a performance de 816 agências de um dos cinco maiores bancos canadenses por três

abordagens diferentes: produção, rentabilidade e intermediação. As eficiências obtidas nos três modelos são os outputs do segundo estágio, onde uma variável dummy com o valor 1 é empregado como input para todas as agências. Segundo os autores, esta avaliação de múltiplas abordagens permitiria que os gestores, através da aplicação DEA, aprimorassem suas gestões em negócios reais.

O mercado bancário italiano foi estudado por Favero e Papi (1995), onde foram mensuradas as eficiências técnicas e de escala de uma amostra de 174 bancos coletada no ano de 1991. Os autores explicam que a indústria bancária estava sofrendo mudanças na legislação e na regulação devido ao processo de unificação do mercado europeu, com aumento da competição e integração, e, portanto, seria importante avaliar o impacto destas mudanças no mercado de crédito.

Favero e Papi (1995) avaliaram o mercado italiano sob duas abordagens diferentes, a abordagem da intermediação financeira e a abordagem dos ativos. Os autores aplicaram os modelos DEA-CCR e DEA-BCC e obtiveram como escores de eficiência média, para a abordagem da intermediação, os valores de 0,88 e 0,91, respectivamente. Enquanto que na abordagem de ativos, foram observados os valores médios de 0,79 e 0,84. Foi aplicado um teste de Wald para testar a hipótese nula de igualdade entre as eficiências medidas dos dois modelos, que foi rejeitada para as duas abordagens de estudo. Assim, os autores afirmaram que parte da ineficiência do setor bancário italiano é derivada da existência de ineficiências de escala.

Favero e Papi (1995) aplicaram uma regressão para investigar os determinantes das ineficiências no mercado bancário italiano, usando o modelo BCC devido ao resultado do teste aplicado. Eles avaliaram o impacto do tamanho dos bancos, da especialização produtiva, do tipo de controle, da estrutura de mercado e da localização. Os autores indicaram que as ineficiências eram melhor explicadas pela especialização produtiva, tamanho e localização dos bancos.

Uma importante contribuição de Favero e Papi (1995) foi a realização de uma discussão sobre as abordagens que podem ser adotadas para se avaliar a eficiência de um setor bancário. Foram identificadas pelos autores cinco abordagens presentes na literatura bancária. Foram discutidos os principais aspectos, a atividade bancária que se pretende avaliar e como é feita a escolha de inputs e outputs em cada uma delas. Na seção a seguir, essa discussão será apresentada.

1.2 As principais abordagens de análise

Uma importante decisão que deve ser feita em relação a avaliação de desempenho do setor bancário, é a escolha de inputs e outputs. Ahmad et al. (2020) afirmam que diferentes abordagens têm sido utilizadas pelos pesquisadores para realizar esta definição, e que ainda não existe consenso sobre o assunto. Fethi e Pasiouras (2010), no mesmo sentido, afirmaram que existe uma discussão em curso na literatura sobre eficiência bancária sobre as definições de inputs e outputs mais apropriadas. Esses autores destacaram a seguinte frase de Bergendahl (1998): “Tem havido quase tantas suposições de entradas e saídas como tem havido aplicações de DEA”. Bhatia et al. (2018), no mesmo sentido, afirmam que devido a complexidade das transações financeiras, existem diferentes escolas de pensamento para definir inputs e outputs para a eficiência bancária.

Favero e Papi (1995) discutiram as especificações de inputs e outputs dos trabalhos que buscaram avaliar o desempenho das instituições financeiras até aquele momento. Os autores afirmaram que economistas estavam divididos sobre a definição correta de entradas e saídas e que uma definição da atividade bancária é essencial para que se possa avaliar a eficiência do setor bancário. Foram identificadas por estes autores quatro abordagens para a especificação de inputs e outputs: a abordagem da produção (Production Approach – PA), a abordagem da intermediação (Intermediation Approach – IA), a abordagem dos ativos (Asset Approach – AA), e por fim, a abordagem do valor agregado (Value Added Approach – VAA).

Alguns dos principais trabalhos sobre eficiência bancária foram classificados por Favero e Papi (1995), de acordo com a abordagem utilizada, apresentando os inputs e outputs escolhidos. Essa classificação é apresentada na tabela 1.

Tabela 1 – Abordagens para avaliar a eficiência bancária presentes na literatura

Autores	Inputs	Outputs	Abordagem
Sherman e Gold (1985)	Trabalho Capital Custo de suprimentos	Número de transações	PA
Rangan et al. (1988)	Trabalho Capital Fundos arrecadados	Empréstimos Depósitos	IA
Ferrier e Lovell (1990)	Trabalho Gasto com materiais Aluguel e mobília	Número de contas de depósitos Número de empréstimos	PA
Berger e Humphrey (1991)	Trabalho Capital Fundos arrecadados	Depósitos Empréstimos	IA
Berg et al. (1993)	Trabalho Capital	Empréstimos Depósitos Número de agências	VAA
English et al. (1993)	Trabalho Fundos arrecadados	Empréstimos Investimentos	AA

Fonte: FAVERO; PAPI, 1995, p.389.

Segundo Favero e Papi (1995), na abordagem da intermediação, bancos são vistos como intermediários em que são transformados e transferidos os recursos financeiros de unidades superavitárias para unidades deficitárias. Ahmad et al. (2020) afirmaram que esta é, claramente, a abordagem mais popular na amostra de estudos que estes autores selecionaram que consiste nos 100 artigos mais citados da literatura. Bhatia (2018) afirmam que a abordagem da intermediação foi proposta pela primeira vez por Sealey e Lindley (1977).

Favero e Papi (1995) definem a abordagem de ativos como uma variante da abordagem da intermediação, em que são considerados como outputs, outros ativos dos bancos como investimentos, além dos empréstimos que a instituição fornece. Enquanto que a abordagem da

intermediação foca na principal atividade desenvolvida pelos bancos, a concessão de crédito, a abordagem dos ativos tem uma visão mais ampla da instituição considerando outros ativos produzidos. A principal deficiência destas duas abordagens é que elas levam em consideração a maioria dos serviços prestados pelos bancos (Favero e Papi, 1995).

Bhatia et al. (2018) explicam que outra variação da abordagem da intermediação é a abordagem do valor adicionado, em que as atividades dos bancos capazes de gerar valor adicional são consideradas como outputs. Nesta linha, o estudo de Berg et al. (1993) considera como produto o número de agências pois representa a disponibilidade dos serviços bancários.

De acordo com Bhatia et al. (2018) a abordagem da intermediação é a mais popular entre os pesquisadores e eles concordam que os bancos são intermediários de serviços financeiros. Apesar de depósitos serem considerados como outputs em alguns trabalhos que tinham como objetivo avaliar a eficiência do mercado bancário pela abordagem da intermediação, Bhatia et al. (2018) afirmam que é mais lógico considera-los como inputs, pois bancos usam depósitos para praticar atividades capazes de gerar receitas, como empréstimos, e pagar juros aos depositantes.

Ainda sobre o papel dos depósitos no modelo de eficiência bancária, Fethi e Pasiouras (2010) explicam que existe uma controvérsia na literatura sobre este assunto. Estes autores afirmam que alguns estudos selecionam como outputs apenas aqueles de acordo com o proposto por Sealey e Lindley (1977), enquanto que outros utilizam os depósitos como um output adicional, o que os deixa mais próximo da abordagem do valor adicionado do que da abordagem da intermediação.

A abordagem da produção considera o banco como um fornecedor de serviços bancários. De acordo com Favero e Papi (1995), nesta abordagem o banco é considerado como produtor de contas de depósitos e serviços de empréstimos, onde, outputs são mensurados pelo número de contas ou transações processadas. A abordagem da produção está presente no trabalho de Ferrier e Lovell (1990).

Alguns trabalhos procuram avaliar os bancos a partir de uma abordagem de rentabilidade. O estudo de Faria et al. (2006) avaliou os bancos atuantes no mercado de crédito do Brasil pela sua rentabilidade, usando como inputs, despesas com juros e despesas não relacionadas a juros e como outputs receitas da intermediação financeira, receitas de prestação de serviços e outras receitas operacionais.

Bhatia et al. (2018) explicam que muitos pesquisadores usam mais de uma abordagem no mesmo estudo, e outros modificam as especificações de inputs e outputs, de forma que eles

não se enquadram em nenhuma abordagem mencionada, para se adequar melhor ao objetivo pretendido pelos estudos.

Este presente trabalho propõe avaliar o setor bancário brasileiro de acordo com o modelo tradicional de intermediação financeira proposto por Sealey e Lindley (1977), em que os bancos são vistos como intermediários entre agentes poupadores e agentes tomadores de empréstimos. A orientação do modelo aplicado será voltada para insumos, que, como Fethi e Pasiouras (2010) explicam, a orientação para inputs é, de longe, a mais utilizada para estimar a eficiência dos bancos pois é assumido que os gestores tem maior controle sobre recursos empregados no processo do que sobre os produtos.

1.3 A literatura nacional sobre eficiência bancária

Vários estudos foram propostos para avaliar a eficiência no mercado de crédito brasileiro. Ghilardi (2006) avaliaram o desempenho dos 50 maiores bancos que atuavam no Brasil, por meio da técnica não paramétrica DEA. Este trabalho avaliou o desempenho dos bancos considerando que o grau de eficiência pode ser medido pela capacidade de geração de receita, utilizando-se do patrimônio líquido e o número de funcionários, os dois inputs do modelo. Como outputs, foram considerados a receita de serviços e outras receitas operacionais, e o somatório das receitas de operações com arrendamento mercantil e as receitas de operações com títulos e valores mobiliários.

Ghilardi (2006) realizou uma comparação entre os modelos DEA-CCR e DEA-BCC com um índice de análise financeira tradicional, o índice ROI (Return On Investment – ROI). Como resultado do estudo, não foram observadas mudanças significativas entre os modelos DEA, porém, quando comparados com o índice ROI, o autor afirma que parece que não se trata do mesmo assunto, ou de que cada análise leva em conta princípios antagônicos, dadas as contradições observadas na comparação.

Faria et al. (2006) estavam interessados em avaliar o desempenho do setor bancário após um processo de 10 anos de mudanças profundas por uma onda de fusões e aquisições bancárias, além da entrada de novas instituições estrangeiras no mercado brasileiro. São avaliados o mercado bancário como um todo e, individualmente, os bancos envolvidos nestas operações por meio da técnica DEA. A amostra foi composta de seis bancos varejistas que participaram

de fusões e aquisições no período analisado de 1995 à 2005, três bancos atacadistas e três bancos públicos.

Dois modelos foram construídos por Faria et al. (2006). O primeiro modelo, para a atividade de intermediação financeira, tinha como inputs as seguintes rubricas contábeis: captações totais, despesas de pessoal e outras despesas administrativas e ativo permanente e imobilizado de arrendamento. Como outputs foram utilizadas as operações de crédito e arrendamento mercantil, e o somatório dos títulos e valores mobiliários e aplicações financeiras. O modelo de resultados para avaliar a eficiência do banco em gerar renda tinha como inputs as despesas de intermediação financeira, as despesas de pessoal e outras despesas. As receitas de intermediação financeira e as receitas de prestações de serviços e outras receitas operacionais foram consideradas como as saídas deste modelo.

Os resultados apresentados por Faria et al. (2006) indicam que o período de fusões e aquisições levou a um maior desempenho dos bancos nas atividades de intermediação financeira. Os autores afirmaram que as instituições foram aumentando de tamanho e melhorando sua performance sendo possível atestar que o mercado de crédito brasileiro apresentou economias de escala na concessão de crédito. Por outro lado, os autores concluíram que no modelo de resultados, o aumento do porte das instituições gerou impacto negativo na rentabilidade das mesmas.

Périco et al. (2008) selecionaram os 12 maiores bancos comerciais para formarem a sua amostra. Estes autores justificam a escolha pelo fato de não terem como objetivo explicar quais bancos são eficientes e quais não são, mas sim de demonstrar, de forma sucinta, que nem sempre os maiores bancos são considerados os mais eficientes. O modelo elaborado pelos autores teve como inputs o ativo total, as operações de crédito, os depósitos e o patrimônio líquido. Receita financeira, resultado financeiro, resultado operacional e resultado líquido foram as quatro saídas do modelo. O modelo escolhido foi o DEA-BCC com orientação para outputs.

Na amostra selecionada, os cinco maiores bancos foram os únicos a apresentarem o escore de eficiência máximo. Todos os outros bancos operavam com algum nível de ineficiência. Périco et al. (2008) destacaram que os 12 maiores bancos operavam com algum nível de ineficiência, dado ao escore médio de 79%. Os autores também afirmaram que a pergunta proposta inicialmente, sobre a possibilidade de o maior banco ser o mais eficiente, foi respondida positivamente, sendo possível desde que ele otimize a utilização de seus recursos. Outro ponto fundamental deste trabalho, é a relação entre porte da instituição e eficiência, que fica evidenciada no fato de que os cinco maiores bancos foram eficientes, e os escores

diminuíam de acordo com o tamanho da instituição, apontando para a presença de economias de escala no mercado de crédito brasileiro.

Paula e Faria (2008) avaliaram a evolução da eficiência técnica e de escala do setor bancário brasileiro no período de 2000 a 2006. Foram selecionadas para a amostra 38 instituições bancárias onde oito eram grandes bancos varejistas, oito bancos de varejo regionais, três bancos varejistas para alta renda, doze bancos atacadistas e sete bancos especializados em crédito. Os autores justificaram a segmentação pelo interesse em avaliar a eficiência bancária considerando uma dimensão ainda pouco estudada no mercado de crédito brasileiro, o tipo e a natureza da instituição e seu nicho de mercado.

Para mensurar a eficiência técnica, Paula e Faria (2008) optaram pelo modelo DEA-BCC pois estavam interessados em avaliar a eficiência sem a influência da escala de operação do banco, e este modelo permite retornos variáveis de escala. A eficiência de escala foi calculada apenas para os bancos varejistas. Os autores justificaram essa escolha pelo fato de que os bancos atacadistas possuem características semelhantes a um banco de investimento, não tendo a concessão de crédito como sua atividade principal, e por sua vez, os bancos especializados em crédito, possuem um foco de negócios bem específico para poderem ser comparados com bancos varejistas.

Nos resultados, Paula e Faria (2008) destacam que a evolução da eficiência técnica, no período de análise, não apresentou melhorias acentuadas, nem perdas. Os autores apontaram que uma melhoria recente na eficiência técnica no modelo dos resultados coincidiu com o boom de crédito ocorrido no país. Foram identificados níveis maiores de eficiência técnica nos grandes bancos varejistas e bancos de varejo para alta renda, que os autores atribuíram a um possível aprimoramento operacional dos bancos e cortes nos custos administrativos.

Sobre a eficiência de escala, Paula e Faria (2008) mostram que o grupo dos grandes bancos varejistas apresentaram o segundo melhor desempenho entre os segmentos selecionados, enquanto que os bancos varejistas regionais apresentaram o pior desempenho da amostra. Os autores indicam que isto parecia evidenciar que o tamanho da instituição afeta o seu desempenho. Os resultados da eficiência de escala no modelo de intermediação mostram uma pequena perda de escala. Os autores indicam que a opção de ser grande no mercado varejista parece ser vantajosa em função do maior potencial de geração de receitas e lucros decorrentes da ampliação no volume dos serviços ofertados e do potencial de vendas cruzadas que um banco pode oferecer.

Staub et al. (2010) avaliaram o mercado de crédito brasileiro no período de 2000 a 2007. Foram estimadas as eficiências de custos, técnica e alocativa aplicando a técnica DEA. Os

bancos foram avaliados a partir da abordagem da intermediação, em que os inputs representavam os usos de capital, trabalho e fundos arrecadados. Como outputs os autores utilizaram os empréstimos, investimentos e depósitos. A inclusão dos depósitos como outputs foi justificada pelo fato de que eles são proporcionais aos serviços de depósitos providos pelos bancos, o que aproxima o modelo, construído pelos autores, da abordagem do valor adicionado, variante do modelo da intermediação.

Os resultados de Staub et al. (2010) indicam que bancos estrangeiros e bancos com participações estrangeiras são os menos eficientes comparados com outros tipos de controle, sugerindo que a hipótese de vantagem global não estava prevalecendo no Brasil. Os autores indicaram que o tamanho não era um importante fator determinante de eficiência. Também não foram verificadas diferenças substanciais nos desempenhos dos bancos de diferentes áreas de atuação. Por fim, os autores afirmaram que os altos níveis de ineficiência técnica sugerem que ainda existe um largo caminho para melhorar a eficiência bancária no Brasil.

A eficiência dos bancos brasileiros foi avaliada durante o longo período de 1998 a 2010 por Wanke e Barros (2014a) com a utilização de um modelo paramétrico estocástico. As variáveis foram escolhidas de acordo com a abordagem de intermediação financeira proposta por Sealey e Lindley (1977), onde o banco é visto como uma empresa financeira que emprega depósitos, empregados e ativos totais para gerar empréstimos e investimentos em títulos. Os autores indicaram que através da aplicação deste modelo, foi verificado uma melhora no desempenho do setor bancário brasileiro ao longo do tempo.

Wanke e Barros (2014b) aplicaram um modelo DEA de dois estágios para investigar a eficiência dos bancos brasileiros no ano de 2012. O número de agências e o número de funcionários foram os inputs do output intermediário de despesas administrativas e despesas de pessoal, que posteriormente, se tornaram inputs do segundo estágio que tinha como outputs capital próprio e ativos permanentes. Os autores indicaram estarem interessados em olhar para os bancos como uma sequência de um processo produtivo que transforma recursos humanos e físicos em termos financeiros.

Os resultados apresentados por Wanke e Barros (2014b) indicam que apenas um banco da amostra de 40 instituições, se mostrou eficiente no primeiro estágio. Os autores afirmaram que os bancos brasileiros não eram eficientes em usar os recursos humanos e físicos. No segundo estágio, nenhum banco se mostrou eficiente. As escores médios de eficiência do primeiro e segundo estágio foram respectivamente, 0,43 e 0,86, indicando que os bancos brasileiros são mais eficientes em converter despesas administrativas e de pessoal em ativos permanentes e capital próprio, do que em gerir seus recursos humanos e físicos.

Cava et al. (2016) promoveram uma análise diferente do setor bancário brasileiro. Estes autores se propuseram a avaliar a eficiência pela abordagem da produção. No modelo elaborado pelos autores, o banco é visto como um fornecedor de serviços depósitos, representados pelo output de contas de depósitos, e como um fornecedor de outros serviços, representados pelas receitas não relacionadas à juros. Como inputs, foram utilizados o número de empregados, as despesas operacionais líquidas de despesas da intermediação financeira e os ativos fixos. Os bancos foram avaliados no ano de 2013 utilizando o modelo DEA-BCC, pois os autores afirmaram que os bancos apresentam ganhos relativos ao tamanho dos serviços totais produzidos.

Os resultados obtidos por Cava et al. (2016) indicam que os maiores bancos são mais eficientes, visto que apresentam o maior escore médio de eficiência. Os autores apontam que uma possível explicação seria as economias de escala alcançadas pelos maiores bancos. Considerando o tipo de controle, os bancos públicos foram considerados mais eficientes que os bancos privados e estrangeiros, indicando que estes bancos são mais eficientes em produzir serviços. Ainda, bancos estrangeiros se mostraram mais eficientes que os bancos privados. Bancos com risco classificado com AAA obtiveram os maiores escores de eficiência médio, indicando que bancos com melhores serviços apresentam melhores resultados ao lado de melhor classificação de risco.

Carneiro et al. (2016) pela abordagem da intermediação financeira avaliaram a eficiência de 99 instituições financeiras que atuavam no mercado brasileiro em 2013. Foram considerados como inputs, o total de depósitos, o número de trabalhadores, e as despesas com juros, enquanto que, como outputs, foram considerados os empréstimos, as receitas de intermediação financeira, e os investimentos e aplicações dos bancos. O modelo escolhido foi o DEA-BCC, pois os autores consideraram que as instituições financeiras atuam em ambientes onde há ganhos e perdas de escala.

No conjunto de instituições que apresentaram o nível máximo de eficiência no estudo de Carneiro et al. (2016), destacam-se as instituições financeiras privadas com participação estrangeira e as públicas, com escores médios respectivos de 88% e 79%. Os resultados vão de encontro com os obtidos por Staub et al. (2010) onde as instituições financeiras públicas são mais eficientes que as privadas nacionais. Por outro lado, no trabalho de Staub et al. (2010) as instituições privadas com participação estrangeira se mostraram economicamente ineficientes. O tamanho foi identificado como determinante para o escore de eficiência, com os bancos de grande porte se mostrando mais eficientes. Também foi identificado uma forte relação entre risco de crédito com a eficiência.

Mendonça (2017) investigou a relação entre a eficiência mensurada pela técnica DEA com a da SFA para uma amostra de 47 bancos em atuação no mercado brasileiro nos anos de 2008 a 2015. Os resultados deixam evidentes que cada método tem objetivos distintos que se refletem na forma como estimam a eficiência das instituições analisadas. A DEA apresentou um maior número de instituições eficientes, o que os autores atribuíram ao método de fazer um ranqueamento das instituições eficientes. O método SFA apresentou uma menor dispersão nos escores de eficiência, o que o autor explicou pela atribuição de pesos iguais para as variáveis no momento de estimar a fronteira eficiente.

A tabela a seguir apresenta os inputs e outputs utilizados nos trabalhos, apresentados nesta seção, que avaliaram a eficiência do setor bancário brasileiro. O resumo a seguir contém apenas os trabalhos que são passíveis de ser enquadrados na classificação das abordagens de análise apresentada por Favero e Papi (1995).

Tabela 2 – Abordagens utilizadas na literatura nacional (continua)

Autores	Inputs	Outputs	Abordagem
Faria et al. (2006)	Captações	Operações de crédito	IA
	Despesas de pessoal Ativo permanente e imobilizado de arrendamento	Arrendamento mercantil	
Paula e Faria (2008)	Número de funcionários	Operações de crédito e	AA
	Depósitos totais Permanente e imobilizado de arrendamento Capital	arrendamento mercantil Investimentos	
Staub et al. (2010)	Uso de capital	Empréstimos	AA
	Trabalho Fundos arrecadados	Investimentos Depósitos	

Tabela 2 – Abordagens utilizadas na literatura nacional (conclusão)

Wanke e Barros (2014a)	Depósitos	Empréstimos	AA
	Empregados	Investimentos	
	Ativos totais		
Cava et al. (2016)	Número de empregados	Contas de depósito	PA
	Despesas operacionais líquidas	Receitas não relacionadas à juros	
	Despesas da intermediação financeira		
	Ativos fixos		
Carneiro et al. (2016)	Total de depósitos	Empréstimos	AA
	Número de trabalhadores	Receitas de intermediação financeira	
	Despesas com juros	Investimentos e aplicações	

Fonte: O autor, 2022.

2 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta a metodologia utilizada para a análise que se pretende. Os conceitos de produtividade e eficiência são diferenciados na primeira seção. Em seguida são apresentadas as contribuições dos trabalhos de Koopmans (1951), Debreu (1951) e Farrell (1957), que são considerados como o alicerce das técnicas utilizadas para se avaliar a eficiência atualmente. Nas seções seguintes são apresentados a Análise Envoltória de Dados (DEA), seus principais conceitos, e os modelos de Charnes, Cooper e Rhodes (1978) conhecido como modelo CCR, e Banker, Charnes e Cooper (1984), conhecido como modelo BCC.

A explicação dos métodos utilizados neste trabalho continua com a apresentação das principais características da técnica não-paramétrica DEA e sua comparação com a técnica paramétrica de Análise da Fronteira Estocástica (SFA). O viés característico da DEA é discutido, e o método de Bootstrap, introduzido no âmbito da DEA, pelo trabalho de Simar e Wilson (1998) é exposto em sequência.

Em seguida são apresentados os testes utilizados para se testar a convexidade do conjunto de produção, e a presença de retornos constantes de escala contra retornos variáveis. O teste de Kneip et al. (2016), utilizado para se alcançar o objetivo principal deste trabalho, que permite realizar a comparação da média das eficiências de grupos de produtores distintos, é explicado em sequência.

Por fim, o Índice de Produtividade de Malmquist, e a sua decomposição nos índices de alterações de eficiência e de alterações tecnológicas são expostos na última seção.

2.1 Produtividade e eficiência

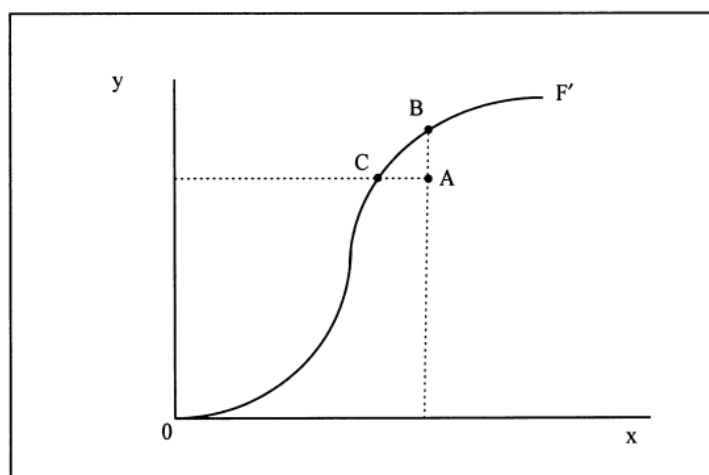
Existem algumas expressões que são bastante utilizadas quando estamos nos referindo ao desempenho: produtividade, eficiência. Apesar de tratarem de um assunto semelhante, possuem conceitos diferentes que não se confundem. A produtividade é definida como a razão entre o output produzido e o input que foi utilizado.

$$\text{produtividade} = \frac{\text{output}}{\text{input}} \quad (1)$$

Coelli et al. (1998) explicam que o cálculo da produtividade é simples quando o processo produtivo envolve um único input e um único output, porém, quando existirem mais de um, algum método que realize a agregação desses inputs ou outputs precisa ser aplicado para se obter uma medida da produtividade.

Para ilustrar a diferença entre produtividade e eficiência, Coelli et al. (1998) apresentaram uma fronteira de produção que representa o máximo de um output y que pode ser obtido, dado a quantidade do input x utilizado.

Figura 1 – Produtividade e eficiência



Fonte: COELLI et al.,1998, p.4.

As unidades C e B, encontram-se posicionados na fronteira de produção F' , representando pontos eficientes. A é ineficiente pois poderia aumentar o nível do output produzido, dado a quantidade de input que utiliza. Para ser eficiente, A deveria produzir a mesma quantidade de output produzido pela unidade B. Considerando um raio que passa pela origem e tem como inclinação y/x , uma medida de produtividade para as unidades consideradas, caso A mudasse para o ponto de B, teria sua produtividade aumentada, pois a inclinação do raio seria maior. No entanto, caso A mudasse para o ponto C, o raio da reta que passa pela origem é tangente à fronteira eficiente, definindo o ponto de máxima produtividade possível.

Coelli et al. (1998) concluem que um ponto pode ser tecnicamente eficiente, pois se encontra na fronteira de eficiência, mas não ser a mais produtiva, podendo aumentar a sua produtividade explorando economias de escala.

2.2 Eficiência técnica e eficiência alocativa

Os trabalhos de Koopmans (1951), Debreu (1951) e Farrell (1957) foram os alicerces para o desenvolvimento das técnicas que utilizadas atualmente para avaliar se um plano de produção é eficiente. Casado e Souza (2015) explicam que os estudos dedicados a análise de eficiência da década de 1950 vieram a servir como base para o posterior desenvolvimento da técnica não paramétrica conhecida como Análise Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis – DEA), por Charnes, Cooper e Rhodes (1978).

Koopmans (1951) definiu um conceito de eficiência, conhecido como modelo de Pareto-Koopmans. Nesta definição, a eficiência é alcançada se nenhum dos produtos pode ser aumentado sem que algum outro produto seja reduzido ou algum insumo seja aumentado e nenhum dos insumos possa ser reduzido sem que algum outro insumo seja aumentado ou algum produto seja reduzido. Assim, dentro da tecnologia que a unidade de produção tem disponível, a unidade produtiva eficiente não consegue aumentar um produto mantendo constantes os níveis de insumos utilizados e o nível dos outros outputs produzidos, para tanto, precisa realocar algum destes recursos para alcançar o aumento no produto que deseja.

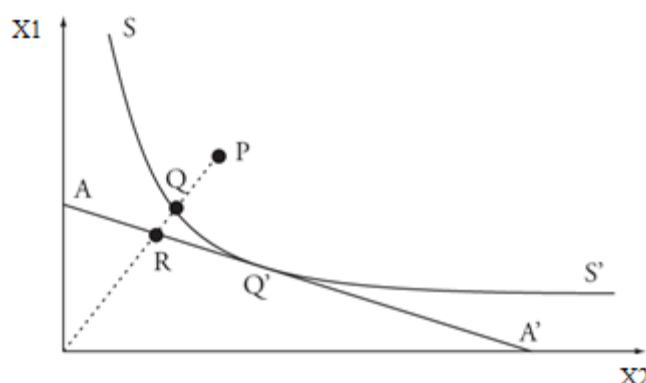
Debreu (1951) determinou em seus estudos o “coeficiente de utilização de recursos”, onde a eficiência é alcançada pela redução dos insumos utilizados. Casado e Souza (2015) explicam que, Debreu (1951) estabeleceu o primeiro indicador de eficiência produtiva conhecido. Este coeficiente é baseado na minimização dos insumos utilizados. Consiste na redução radial (equiproporcional) de todos os recursos, mantendo o nível atual de produção, que tornaria a unidade produtiva eficiente. Portanto, segundo Debreu, uma unidade é eficiente quando não é possível gerar a mesma produção com uma quantidade equiproporcionalmente menor dos insumos utilizados.

Ramos (2007) explica que Farrell (1957) desenvolveu seu conceito de eficiência técnica inspirado na “análise da atividade” de Koopmans (1951) e no “conceito de coeficiente de utilização de recursos” de Debreu (1951). Segundo Casado e Souza (2015), Farrel estendeu o

trabalho iniciado por Debreu para desenvolver um método para calcular o indicador de eficiência produtiva.

Conforme explicado por Ramos (2007), Farrell apresenta um modelo conforme a figura 2 a seguir, com dois insumos X_1 e X_2 , e um produto. SS' denota a isoquanta e AA' a isocusto.

Figura 2 – Modelo de Farrell para eficiência técnica e alocativa



Fonte: RAMOS, 2007, p.3.

O ponto P representa uma firma que usa mais insumos que a firma Q na isoquanta, considerada eficiente. Farrell então considera que a razão OQ/OP poderia representar uma medida radial (equiproporcional dos insumos X_1 e X_2) da eficiência técnica, que, como explica Ramos (2007), está presente em praticamente todos os modelos e aplicações de DEA usadas atualmente. A eficiência técnica será igual a unidade se a firma no ponto P puder alcançar a isoquanta, e se aproximará de zero quando a distância entre P e Q aumentar.

Pode-se perceber, também, que Q e Q' são unidades de produção consideradas eficientes tecnicamente pois produzem o mesmo produto com combinações ótimas dos insumos X_1 e X_2 . Uma firma que opera em um ponto da isoquanta QQ' é tecnicamente eficiente, mas isso não significa que estará operando com a combinação mais lucrativa dos fatores de produção, dados os preços relativos. Considerando a relação de preços dos insumos representada pela isocusto AA' que tangencia a isoquanta SS' , a unidade Q' é mais eficiente em termos de preço, ou seja, é mais eficiente alocativamente. Assim, Q e Q' possuem a mesma eficiência técnica (produtividade) mas diferente eficiência alocativa (custos).

Enquanto que para calcular a eficiência técnica precisamos apenas dos insumos e produtos, para a eficiência alocativa é preciso conhecer o custo dos insumos, seus preços. Pela característica dos inputs utilizados neste trabalho, que serão apresentados no próximo capítulo,

por não apresentarem custos, não é possível avaliar a eficiência dos bancos no emprego dos insumos em proporções adequadas, dados os seus respectivos preços.

2.3 A Análise Envoltória de Dados - DEA

A Análise Envoltória de Dados (DEA), foi apresentada primeiramente por Charnes, Cooper e Rhodes (1978). A DEA é utilizada para a mensurar a eficiência de unidades produtivas homogêneas. Estas unidades produtivas foram chamadas por estes autores de Decision Making Units (DMUs) e são caracterizadas por empregarem o uso dos mesmos inputs para a produção de determinados outputs. A análise de eficiência tem como objetivo medir o desempenho da DMU em converter os insumos utilizados em produtos. A DMU tecnicamente eficiente é aquela que opera na fronteira das possibilidades de produção.

Casado e Souza (2015) explicam que Charnes, Cooper e Rhodes (1978), generalizaram os estudos de Farrel, para trabalhar com múltiplos insumos e múltiplos outputs. Essa generalização deu origem a DEA, técnica que permite a construção de fronteiras de produção e indicadores de eficiência produtiva. A DEA é uma técnica não-paramétrica, assim, não necessita que seja especificada uma forma para a função que representa a fronteira de produção. Esta técnica emprega programação matemática para a construção das fronteiras.

Os modelos básicos de DEA são o modelo originalmente proposto por Charnes Cooper e Rhodes (1978), conhecido como modelo CCR, e o modelo proposto por Banker, Charnes e Cooper (1984), conhecido como modelo BCC. O primeiro modelo considera que a tecnologia de produção apresenta apenas retornos constantes de escala, enquanto que o modelo BCC considera que as tecnologias podem apresentar retornos variáveis.

Os modelos DEA, em sua aplicação, podem ser divididos em modelos orientados para inputs, e modelos orientados para outputs. No primeiro, busca-se obter um menor uso de inputs dado o nível de outputs produzidos. O pesquisador que utiliza a orientação para outputs, busca obter o maior nível de outputs possível, mantendo os inputs fixos. A seguir serão apresentados os principais modelos DEA existentes: CCR orientado para inputs, CCR orientado para outputs, BCC orientado para inputs e BCC orientado para outputs.

2.3.1 Modelo CCR

O modelo apresentado originalmente por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) trabalha com retornos constantes de escala (Constant Returns to Scale – CRS), e foi inicialmente proposto como um modelo orientado para inputs. Souza e Meza (2006) explicam que este modelo determina a eficiência pela otimização da divisão entre a soma ponderada dos outputs, chamada de output virtual, e a soma ponderada dos inputs, chamada de input virtual.

A eficiência técnica de qualquer DMU, no modelo CCR – CRS original é obtida através de um Problema de Programação Não-Linear, nas seguintes condições:

$$\text{máx } h_0 = \frac{\sum_{j=1}^S u_j y_{j0}}{\sum_{i=1}^R v_i x_{i0}} \quad (1)$$

s.a.

$$\frac{\sum_{j=1}^S u_j y_{jk}}{\sum_{i=1}^R v_i x_{ik}} \leq 1, \quad k = 1, 2, \dots, n, \quad (2)$$

$$u_j, v_i \geq 0; \quad j = 1, \dots, S; \quad i = 1, \dots, R. \quad (3)$$

Onde:

h_0 – Eficiência da DMU que está sendo avaliada;

y_{jk} – Quantidade do output y_j para a DMU k ;

x_{ik} – Quantidade do input x_i para a DMU k ;

R – Quantidade total de inputs;

S – Quantidade total de outputs;

n – Quantidade total de DMUs;

u_j - Peso referente ao output j ;

v_i – Peso referente ao input i ;

y_{j0} – Quantidade do output y_j para a DMU que está sendo avaliada;

x_{i0} – Quantidade do input x_i para a DMU que está sendo avaliada.

A solução deste problema de maximização leva a determinação dos pesos u e v que maximizam a eficiência da DMU que está sendo avaliada. A primeira condição do problema indica que as razões das demais DMUs deve ser menor ou igual à unidade, enquanto que a segunda condição determina que os pesos devem ser maiores ou iguais a zero. A maximização confere então, para esta DMU em análise, a ponderação mais favorável que as restrições permitem.

O modelo proposto por Charnes et al (1978) em uma forma fracionária, pode ser formulado como um Problema de Programação Linear, conhecido como modelo dos multiplicadores. O modelo CCR input orientado na forma do modelo dos multiplicadores tem a seguinte formulação:

$$\text{máx } h_0 = \sum_{j=1}^S u_j y_{j0} \quad (4)$$

s.a.

$$\sum_{i=1}^R v_i x_{i0} = 1, \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^S u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^R v_i x_{ik} \leq 0, \quad k = 1, \dots, n, \quad (6)$$

$$u_j, v_i \geq 0; \quad j = 1, \dots, S; \quad i = 1, \dots, R. \quad (7)$$

O modelo dos multiplicadores pode ser derivado em um modelo dual, que, como explicam Souza e Meza (2006), apresentará uma menor quantidade de restrições, e, por ter solução computacional mais simples, tem preferência sobre o modelo dos multiplicadores. Esta forma dual, conhecida como modelo da envoltória ou do envelope, é apresentado a seguir:

$$\text{mín } \theta \quad (8)$$

s.a.

$$-y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad j = 1, \dots, S, \quad (9)$$

$$\theta x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad i = 1, \dots, R, \quad (10)$$

$$\lambda_k \geq 0, \quad k = 1, \dots, n. \quad (11)$$

Onde λ_k – Peso da combinação convexa da DMU k ;

No modelo da envoltória, a DMU é eficiente quando $\theta = 1$, caso for menor que a unidade, reflete o valor que devemos multiplicar todos os inputs, para produzir o nível de outputs atual de maneira eficiente. Conforme Souza e Meza (2006), no modelo DEA é conveniente que o número de DMUs seja maior que o número de variáveis (inputs e outputs), visto que se $n < S + R$ o modelo pode, eventualmente, não discriminar os escores das DMUs. Logo, quando o número de DMUs for maior que o número de variáveis, ou sejam, $n > S + R$, o modelo do envelope possui menos restrições ($S + R$) que o modelo dos multiplicadores ($n+1$).

O modelo original CCR, e os modelos dos multiplicadores e do envelope foram expostos para a orientação de inputs. O modelo CCR output orientado, na forma da envoltória, tem a seguinte formulação:

$$\text{máx } \theta \quad (12)$$

s.a.

$$x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad i = 1, \dots, R, \quad (13)$$

$$-\theta y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad j = 1, \dots, S, \quad (14)$$

$$\lambda_k \geq 0, \quad k = 1, \dots, n. \quad (15)$$

No modelo CCR output orientado, θ é o valor que devemos multiplicar todos os outputs para que a DMU em análise seja eficiente. Desta forma, θ é maior ou igual a 1. Logo, devemos fazer $1/\theta$ se quisermos encontrar as eficiências no intervalo de 0 a 1, como no modelo CCR orientado para inputs.

2.3.2 Modelo BCC

Banker, Charnes e Cooper (1984), desenvolveram um modelo que utiliza retornos variáveis de escala (Variable Returns to Scale – VRS); assim, de acordo com Casado e Souza (2015), evita problemas existentes em situações de competição imperfeita. O modelo CCR é limitado no sentido de considerar que a tecnologia pode apresentar apenas retornos constantes de escala. O Modelo BCC, como é conhecido, permite que a tecnologia apresente também, retornos crescentes ou decrescentes de escala. Na forma dos multiplicadores, essa flexibilidade é acrescentada pela inclusão de um intercepto na função objetivo, como pode ser visto nas equações a seguir, que apresenta o modelo orientado para inputs:

$$\text{máx } h_0 = \sum_{j=1}^S u_j y_{j0} + u_* \quad (16)$$

s.a.

$$\sum_{i=1}^R v_i x_{i0} = 1, \quad (17)$$

$$\sum_{j=1}^S u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^R v_i x_{ik} + u_* \leq 0, \quad k = 1, \dots, n, \quad (18)$$

$$u_j, v_i \geq 0; \quad j = 1, \dots, S; \quad i = 1, \dots, R. \quad (19)$$

A fronteira é construída a partir dos pontos eficientes. Como explicam Banker et al. (1984), em um ponto eficiente, retornos crescentes, decrescentes ou constantes de escala são

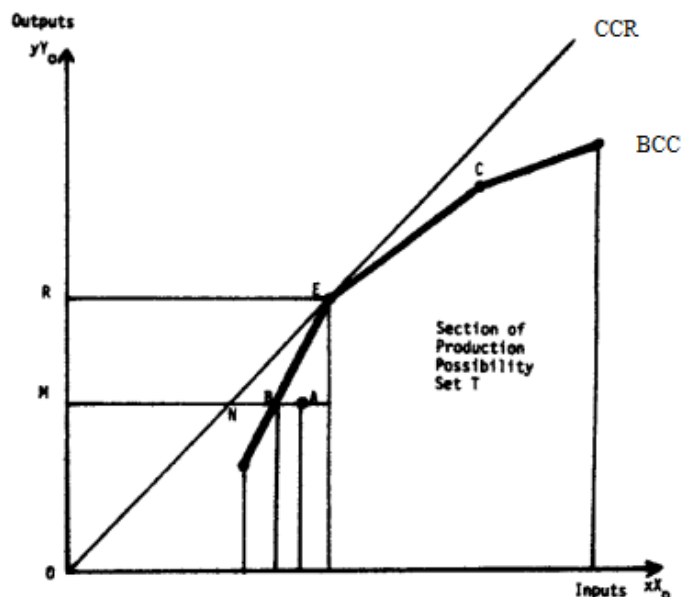
verificados, a depender do valor do intercepto. Assim, temos em um modelo orientado para inputs:

- Para $u_* > 0$ – Retornos crescentes de escala;
- Para $u_* = 0$ – Retornos constantes de escala;
- Para $u_* < 0$ – Retornos decrescentes de escala.

2.3.3 Comparação entre os modelos CCR e BCC

Enquanto que, no modelo CCR, os pontos eficientes se encontram posicionados em uma reta que sai da origem, no modelo BCC, a fronteira é formada por segmentos de reta com inclinações diferentes, devido ao intercepto de cada DMU eficiente que denota os retornos de escala presentes naquele ponto. A Figura 3 a seguir ilustra essa diferença entre os modelos CCR e BCC:

Figura 3 – Comparação das fronteiras eficientes dos modelos CCR e BCC



Fonte: BANKER et al., 1984, p.1089.

Conforme explicam Tupy e Yamaguchi (1998), a eficiência produtiva tem dois componentes, o puramente técnico (físico) e o alocativo (preço): o primeiro refere-se à habilidade de evitar perdas produzindo tantos produtos quanto os insumos utilizados permitem ou utilizando o mínimo de insumo possível no processo de produção; o segundo componente refere-se à habilidade de combinar insumos e produtos em proporções ótimas, dados os seus preços. Para os autores, uma firma além de ser eficiente na utilização dos insumos (eficiência técnica e alocativa) deverá também ser eficiente no produto (eficiência de escala).

A eficiência de escala é obtida pela razão entre as eficiências dos modelos CCR e BCC, ou seja, entre as eficiências técnicas de longo-prazo e de curto-prazo. Uma firma eficiente no produto (eficiência de escala) opera onde uma mudança no nível dos outputs resultada em uma mudança proporcional nos inputs. A ineficiência de escala é a ineficiência que advém de uma unidade produtiva estar operando fora do nível de produto com retornos constantes de escala. A distância do modelo BCC para o modelo CCR representa a ineficiência de escala.

Na figura 3 pode-se observar que a DMU no ponto A, é tecnicamente ineficiente enquanto que a DMU no ponto B representa uma firma que opera com o mesmo nível de produto mas com menos insumos, sendo considerada tecnicamente eficiente. A DMU do ponto E opera no ponto em que as curvas dos modelos CCR e BCC são iguais, sendo além de eficiente, o ponto mais produtivo. O ponto E é eficiente em escala, tendo produtividade máxima, representando o tamanho ótimo de uma firma neste conjunto de produção.

2.4 Características da técnica DEA e sua comparação com a SFA

A principal característica da técnica de estimação DEA, é ser baseada na programação linear, não exigindo que se estabeleça especificações sobre a função de produção do processo que se está analisando. Falcão e Correia (2012) destacam como uma importante característica desse método, a sua flexibilidade, que permite trabalhar com sistemas com diversos insumos e produtos.

De acordo com Falcão e Correa (2012), na DEA, é analisada, somente, uma unidade por vez, medindo o desempenho relativo dela, o que gera um resultado para cada DMU que é utilizado para fazer a comparação, e, posteriormente, ordená-los.

Marinho (2001), elencou algumas das características mais interessantes da DEA, que descrevem como essa técnica se configura:

- a) Caracteriza cada DMU como eficiente ou ineficiente através de uma única medida resumo de eficiência;
- b) Não faz julgamentos a priori sobre os valores das ponderações de inputs e outputs que levariam as DMUs ao melhor nível de eficiência possível;
- c) Pode prescindir (mas não rejeita) de sistemas de preços;
- d) Dispensa (mas pode acatar) pré-especificações de funções de produção subjacentes;
- e) Pode considerar sistemas de preferências de avaliadores e de gestores;
- f) Baseia-se em observações individuais e não em valores médios;
- g) Permite a incorporação, na análise, de insumos e de produtos avaliados em unidades de medidas diferentes;
- h) Possibilita a verificação de valores ótimos de produção e de consumo respeitando restrições de factibilidade;
- i) Permite a observação de unidades eficientes de referência para aquelas que forem assinaladas como ineficientes; e
- j) Produz resultados alocativos eficientes no sentido de Pareto.

Por sua vez, a Análise da Fronteira Estocástica (Stochastic Frontier Analysis – SFA) é um método paramétrico e estocástico. Silva (2014) explica que a SFA estima a função fronteira ideal de produção ou de custo, utilizando-se regressão de múltiplas variáveis, a partir de um conjunto de dados das DMUs, na qual os insumos são colocados como variáveis independentes e o produto, ou indicador que sintetiza vários produtos, é colocado como variável independente.

Quadro 1 – Principais características da DEA e da SFA

DEA	SFA
Não paramétrica	Não paramétrica
Determinística	Estocástica
Não realiza suposições na distribuição do termo da ineficiência	Realiza suposições na distribuição do termo da ineficiência
Não inclui o erro como termo	Inclui um termo composto do erro
Não exige a especificação de uma função	Exige a especificação de uma função
Método: Programação Linear	Método: Econométrico

Fonte: FALCÃO; CORREIA, 2012, p.133.

Coelli et al. (2003) explicam que a seleção da melhor metodologia a ser utilizada em uma determinada aplicação pode ser influenciado por uma série de fatores, como: a disponibilidade de dados; a importância do ruído dos dados; o uso pretendido para os resultados.

A SFA tenta explicar o ruído, enquanto a DEA assume que ele não existe. Segundo Coelli et al. (2003), se o pesquisador suspeitar que seus dados são de baixa qualidade, poderá decidir se afastar da técnica DEA.

Segundo Coelli et al. (2003), o método paramétrico da SFA reside na possibilidade de realizar inferências nas variáveis introduzidas, tendo como objetivo estimar uma função para a fronteira eficiente. O método DEA, é uma técnica que avalia o posicionamento competitivo de organizações, pois cria um ranking entre as empresas, buscando identificar entre elas, quais são eficientes e quais se mostram ineficientes. Na DEA, de acordo com Falcão e Correia (2012), quanto menor a amostra, melhores serão as interpretações.

As duas técnicas apresentadas são metodologias distintas para construir fronteiras de eficiência, uma considera técnicas de programação matemática e a outra usa técnicas econométricas. A escolha entre a DEA e a SFA deverá ser feita pelo pesquisador, considerando os dados disponíveis e os objetivos pretendidos por ele.

2.5 O viés da DEA e a técnica de Bootstrap

A DEA utiliza uma abordagem de Programação Linear para a estimação da fronteira. Essa técnica não inclui o ruído ou erro aleatório, pois não tem uma abordagem estatística. Assaf e Matawie (2014) explicam que a DEA não é capaz de determinar a precisão das estimativas de eficiência, ou fornecer uma base estatística para a fronteira estimada.

O principal problema dos estimadores DEA é que em tais estatísticas, os estimadores de eficiência são avaliados em pontos de dados aleatórios, retirados de uma população não observada, em que não conhecemos o processo de geração de dados. Conforme demonstrado por Wilson e Simar (1998), os teoremas usuais do limite central não são aplicáveis a menos que a dimensão do problema (número de entradas e saídas) seja pequeno. Ou seja, o problema vem do viés das estimativas da eficiência individual e o fato de que esse viés não desaparece exceto em casos envolvendo pequenas dimensões.

A ferramenta de bootstrap foi introduzida na técnica DEA pelo trabalho de Simar e Wilson (1998) que forneceu uma metodologia geral de bootstrap em modelos de fronteiras não estocásticas. Essa ferramenta foi introduzida por Efron (1979) e fornece base para a analisar a sensibilidade dos escores de eficiência à variação da amostragem.

Conforme a explicação de Bogetoft e Otto (2011), a ideia básica do bootstrap é, por meio de reamostragem, simular repetidamente o processo de geração de dados, criando amostras do mesmo tamanho que a amostra original, e a partir daí, calcular as estatísticas necessárias, chamadas de réplicas. Esse processo gera uma amostra de réplicas, que pode ser utilizada para tirar conclusões sobre a distribuição estatística em que se está interessado. Neste caso, estamos interessados na distribuição estatística dos estimadores de eficiência DEA. O propósito desta abordagem, segundo Assaf e Matawie (2014), é estimar a distribuição populacional dos escores de eficiência DEA, fazendo ser possível realizar testes de hipóteses nas pontuações de eficiência.

Tziogkidis (2012) explicam que o estimador DEA possui um viés de amostragem que está associado ao fato de que a amostra observada é extraída de uma população subjacente não observada e que, as pontuações de eficiência das DMUs na amostra, dependem das DMUs que definem a fronteira. Assim, as pontuações de eficiência da DEA são superestimadas em comparação com a fronteira “verdadeira” (da população), com a exceção de que as DMUs que definem a fronteira populacional estejam todas incluídas na amostra.

Com base na demonstração realizada por Bogetoft e Otto (2011), se não houver erros de medição, então todas as observações na amostra são da tecnologia, $\hat{T} \subset T$. Temos que a estimativa DEA é tendenciosa para cima, a eficiência estimada é maior ou igual a eficiência real pois estamos otimizando numa amostra menor que a população.

Para eliminar o viés, ele precisa ser primeiramente estimado, para logo obtermos uma estimativa corrigida pelo viés. O viés pode ser estimado como demonstrado a seguir:

$$viés^k = E(\hat{\theta}^k) - \theta^k \quad (20)$$

Onde:

θ^k – A eficiência real baseada no conjunto de tecnologia não conhecido T;

$\hat{\theta}^k$ – A eficiência DEA estimada, baseada na amostra $\hat{T}$;

Como não conhecemos a distribuição de θ^k , não é possível calcular o valor esperado de $\hat{\theta}^k$. E como dito por Bogetoft e Otto (2011), é aqui que o bootstrap entra. Considerando que θ^{kb} é uma estimativa réplica bootstrap de θ^k , a estimativa bootstrap do viés é dada por:

$$viés^{k*} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \theta^{kb} - \hat{\theta}^k = \bar{\theta}^{k*} - \hat{\theta}^k \quad (21)$$

Logo, o estimador corrigido do viés para θ^k , é expresso na equação a seguir:

$$\tilde{\theta}^k = \hat{\theta}^k - viés^{k*} = \hat{\theta}^k - (\bar{\theta}^{k*} - \hat{\theta}^k) = 2\hat{\theta}^k - \bar{\theta}^{k*} \quad (22)$$

A precisão das estimativas pode ser determinada com base na variância da estimativa de bootstrap:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (\theta^{kb} - \bar{\theta}^{k*})^2 \quad (23)$$

2.6 A convexidade na DEA

A DEA é caracterizada por gerar um ranking de eficiência para todas as unidades produtivas, tornando possível comparar uma DMU com todas as outras que compõem a amostra. A DEA também permite que uma DMU eficiente, localizada na fronteira, sirva como benchmark para uma outra unidade ineficiente, que produza a mesma quantidade de produtos, com a utilização de uma quantidade maior de insumos em comparação com a unidade eficiente, ou ainda, que produza uma quantidade de produtos inferior com a utilização da mesma quantidade de insumos da DMU eficiente.

A convexidade do conjunto de produção é fundamental para que a DEA possa cumprir todas as comparações e projeções que um ranking deve permitir. A fronteira eficiente é formada por segmentos de reta que conectam todas as DMU's eficientes, assim, as combinações

convexas dos inputs e outputs de uma DMU eficiente será capaz de gerar um outro ponto, igualmente eficiente, localizado na fronteira. Desta forma, a convexidade é necessária para que um ponto ineficiente, tenha um ponto virtual na fronteira eficiente, que ela seja capaz de alcançar, promovendo a redução de seus inputs, mantendo os outputs constantes. Logo, cada DMU tem uma referência de projeção que pode ser uma outra DMU eficiente, ou um ponto virtual, constituído por uma combinação convexa de outro ponto eficiente.

Dois testes desenvolvidos na segunda metade da última década, apresentam-se como opções para se testar a hipótese de convexidade do conjunto de produção. Kneip et al. (2015) mostram que os teoremas do limite central tradicionais não se aplicam para a realização de inferência de valores médios das técnicas não paramétricas DEA e FDH (Free Disposal Hull – FDH), devido ao fato de que o viés dos escores individuais é de ordem superior à variância ou covariância. Os autores desenvolveram novos teoremas do limite central para permitir a realização de inferências na DEA e na FDH.

O primeiro teste, proposto por Kneip et al. (2016), baseado nos resultados obtidos em Kneip et al. (2015), testa a hipótese nula de convexidade contra a não convexidade do conjunto de produção. O teste divide a amostra em duas subamostras aleatórias, onde, na primeira, a convexidade é imposta e os retornos variáveis de escala são permitidos, e na segunda subamostra, a não convexidade da fronteira é permitida. São comparadas a média da eficiência DEA da primeira subamostra com a média FDH da segunda.

Segundo Kneip et al. (2016), na maioria dos trabalhos aplicados, a escolha entre técnicas DEA e FDH é feita de forma arbitrária. O teste permite que o investigador possa escolher entre a primeira, que impõe convexidade no conjunto de produção, e a segunda que não faz esta imposição.

O segundo teste para avaliar a convexidade do conjunto de produção é o teste de Simar e Wilson (2020), que utiliza o método de bootstrap para realizar múltiplas divisões de amostras e eliminar a sensibilidade que ocorre quando é realizada apenas uma divisão.

A maioria dos trabalhos empíricos que avaliam a eficiência do setor bancário brasileiro utilizam a técnica não paramétrica DEA. Entretanto, poucos realizam uma análise acerca da convexidade ou não do conjunto de produção. Kneip et al. (2016) afirmam que a habilidade de testar se o conjunto de produção é convexo ou não é crucial para realizar aplicações. A flexibilidade da FDH de não impor qualquer restrição sobre o conjunto de produção gera regiões onde muitas firmas são comparáveis apenas com elas mesmas, o que gera unidades que não são comparáveis com nenhuma outra, mas mesmo assim são consideradas eficientes. A técnica DEA é um estimador mais eficiente que o FDH, mas somente se a tecnologia for convexa.

Logo, a importância de se realizar os testes está em avaliar o conjunto de produção a disposição para saber qual técnica poderá ser aplicada para avaliar a eficiência dos bancos brasileiros na atividade de intermediação financeira, dado os inputs e outputs escolhidos neste trabalho.

2.7 Testes para os retornos de escala

O modelo CCR é limitado no sentido de permitir apenas retornos constantes de escala, enquanto que o modelo BCC permite que sejam observados retornos crescentes e retornos decrescentes na tecnologia de produção. Com o objetivo de utilizar o modelo que melhor represente o conjunto de produção, os testes de Kneip et al (2016) e Simar e Wilson (2020) podem ser aplicados para testar a hipótese nula de retornos constantes de escala contra a hipótese de retornos variáveis de escala.

Os testes envolvem a divisão da amostra em duas subamostras, onde na primeira, retornos constantes de escala são impostos, e na segunda, retornos variáveis de escala são permitidos. São comparadas as médias das eficiências DEA das duas subamostras, que caso iguais, apontam para a aplicação do modelo CCR, e se diferentes, apontam para a aplicação do modelo que permite retornos variáveis de escala, o modelo BCC.

Os testes de retorno de escala têm o mesmo plano de fundo que os testes para a convexidade da tecnologia. O teste de Kneip et al. (2016), é baseado nos teoremas de limite central desenvolvidos em Kneip et al. (2015). E o teste de Simar e Wilson (2020), utiliza o método de bootstrap para realizar múltiplas divisões da amostra.

É importante testar se os bancos, na atividade de intermediação financeira possuem retornos variáveis ou constantes de escala. Na década de 90 e no início do século XXI ocorreu uma forte tendência mundial no mercado financeiro de concentração das operações em um pequeno número de conglomerados financeiros em decorrência de operações de aquisições e fusões nestes mercados (Faria et al. 2006). Com isso, é importante avaliar se estes movimentos e a concentração do setor proporciona economias de escala por essas instituições. A aplicação dos testes neste trabalho permitirá averiguar se o conjunto de produção se apresenta como o esperado, com retornos variáveis de escala, validando estatisticamente a aplicação do modelo BCC, ou se apresenta retornos constantes de escala, diferentemente do esperável para a tecnologia do setor, apontando para a aplicação do modelo CCR.

2.8 Comparação de médias

O objetivo principal deste trabalho envolve a comparação da média de grupos de bancos distintos. Para alcançar este objetivo, é necessário aplicar inferência estatística para realizar a comparação entre bancos tradicionais e bancos digitais. Um teste de hipóteses pode nos dizer se a média entre os dois grupos de bancos são distintas estatisticamente, permitindo averiguar se um grupo possui melhor desempenho que o outro.

Entretanto, realizar inferência estatística sobre médias populacionais dos modelos DEA, onde os estimadores são viesados, não é uma tarefa simples. É preciso lidar com os problemas derivados do viés descobertos por Kneip et al. (2015). Os autores explicam que os estimadores de eficiência não paramétricos como a DEA têm viés que desaparece assintoticamente à medida que o tamanho da amostra aumenta, mas apenas na taxa em que o estimador particular converge. Conforme explicado por Kneip et al. (2015), a menos que o número de entradas e saídas do modelo seja muito pequeno, os resultados dos Teoremas do Limite Central padrões não valem para eficiência média estimados pelos estimadores não paramétricos.

Kneip et al. (2015), para superar o problema gerado pelo viés dos estimadores individuais, usaram uma média calculada sobre uma subamostra de dados. O tamanho da subamostra é determinado para ajustar o viés e a variância com o objetivo de se obter uma distribuição estável e não degenerada (Kneip et al. 2015). Os autores desenvolveram uma Teorema do Limite Central priorizando o problema do viés da DEA, que é a base dos testes amostrais desenvolvidos nos trabalhos de Kneip et al. (2016) e Simar e Wilson (2020).

Para realizar esta inferência, o teste desenvolvido por Kneip et al. (2016) será aplicado. Este teste compara a eficiência média de dois grupos de DMU's distintos para testar a hipótese nula de equivalência de médias dos grupos 1 e 2. Este teste, assim como os demais testes desenvolvidos em Kneip et al. (2016), usa o teorema do limite central derivado de Kneip et al. (2015).

Existem hoje, no mercado bancário brasileiro, bancos de varejo de diferentes tamanhos. Enquanto que ainda não existem bancos digitais de grande porte, conforme a segmentação definida pelo BCB, explicada no capítulo a seguir. Este trabalho pretende comparar estes bancos digitais com dois grupos distintos de bancos de varejo. O primeiro grupo inclui a

totalidade dos grupos de varejo, enquanto que o segundo somente inclui as instituições com o mesmo porte dos bancos digitais. Com isso, pretendemos avaliar como estes novos bancos operam, na atividade de intermediação financeira, em comparação com a totalidade do mercado de varejo, e verificar como o seu desempenho se posiciona em relação aos tradicionais de porte semelhante.

2.9 Índice de Malmquist

O Índice de Malmquist, proposto originalmente por Malmquist (1953) e Caves et al. (1982) permite a análise comparativa dos desempenhos de uma amostra de DMU's, durante um período de tempo, a partir da elaboração de um número índice. Caves et al. (1982) explicam que o Índice de Malmquist tem a capacidade de medir mudanças temporais de produtividade total dos fatores de produção considerando as alterações de eficiência e as mudanças tecnológicas relativas à amostra considerada.

Considerando que temos um período inicial 0, e um período t, $E(0, t)$ é a projeção dos insumos e produtos correspondentes ao período 0, na fronteira de eficiência construída no período t. A alteração de eficiência (AE), medida a partir da modificação de desempenho no horizonte temporal considerado, é dado pela equação a seguir:

$$AE = \frac{E(t, t)}{E(0, 0)} \quad (24)$$

A alteração tecnológica (AT) é obtida tal como expresso:

$$AT = \sqrt{\frac{E(t, 0)E(0, 0)}{E(t, t)E(0, t)}} \quad (25)$$

O índice Malmquist, que representa a alteração da produtividade total dos fatores de produção em um determinado período de tempo (0, t), é obtido pela multiplicação de AE e AT, como expresso a seguir:

$$IM = AT * AE = \sqrt{\frac{E(t,0)E(0,0)}{E(t,t)E(0,t)}} \times \frac{E(t,t)}{E(0,0)} \quad (26)$$

$$IM = \sqrt{\frac{E(t,0)E(0,0)}{E(t,t)E(0,t)}} \times \sqrt{\left(\frac{E(t,t)}{E(0,0)}\right)^2} = \sqrt{\frac{E(t,0)E(t,t)}{E(0,0)E(0,t)}} \quad (27)$$

Para calcular as projeções dos períodos (0, t), (0, 0), (t, 0), (t, t), utilizadas para se obter os índices de alteração de eficiência, alteração de tecnologia e o Índice de Malmquist, é utilizado o seguinte problema de programação linear, onde E é o inverso de d_0 :

$$[d_0^p(x_q, y_q)]^{-1} = \max_{\phi, \lambda} \phi \quad (28)$$

s.a.

$$\begin{aligned} -\phi y_{i,q} + Y_p \lambda_i &\geq 0, \\ x_{i,q} - X_p \lambda_i &\geq 0, \\ \lambda_1 \dots \lambda_n &\geq 0 \end{aligned} \quad (29)$$

Em que $(p, q) \in \{(t, t), (t+1, t+1), (t, t+1), (t+1, t)\}$.

Em um modelo orientado para inputs, o Índice de Malmquist entre os períodos t e t+1 pode ser:

- $M < 1$ – A produtividade aumentou;
- $M = 1$ – A produtividade ficou constante;
- $M > 1$ – A produtividade diminuiu.

Em um modelo orientado para outputs ocorre o inverso. Quando o Índice é menor que a unidade, produtividade diminuiu, e quando o Índice é maior que unidade, significa que a produtividade aumentou durante o período analisado.

Esta pesquisa irá utilizar as fronteiras de eficiência construídas nos extremos dos períodos analisados, para mensurar as alterações de produtividade total dos fatores de produção incorridas pelos bancos no decorrer do período estudado. Também serão descritas as fontes dessas alterações, sendo alterações de eficiência ou alterações tecnológicas.

3 RESULTADOS

3.1 Modelo proposto

A eficiência das instituições bancárias será avaliada com enfoque na principal atividade exercida por elas. Berger e Humphrey (1997) explicaram que os bancos exercem o papel de instituição organizadora de fundos entre poupadores e investidores, fazendo com que valores poupados dos agentes superavitários, cheguem aos agentes que demandam destes recursos para desenvolver seus projetos. A abordagem da intermediação financeira é a mais adotada para a avaliação de desempenho dessas instituições pois é a que melhor representa as atividades que os bancos realizam. De acordo com Mccaing e Stengos (2005) esta abordagem capta as atividades financeiras que possuem impacto nas economias nacionais.

O modelo de eficiência que será implementado neste trabalho vai de acordo com o modelo desenvolvido por Sealey e Lindley (1977), em que a instituição financeira é uma Decision Making Unit (DMU) que utiliza dos fundos captados, e dos usos de capital e trabalho para produzir ativos remunerados. Estes autores concluem que o output apropriado, do ponto de vista do processo de decisão da firma financeira, é o serviço provido para os agentes deficitários.

A partir da abordagem da intermediação financeira, o modelo deste trabalho foi construído utilizando como primeiro input, as captações de recursos realizadas pelos bancos, que são compostas de depósitos totais (depósitos à vista, depósitos de poupança, depósitos interfinanceiros, depósitos a prazo, conta de pagamento pré-paga e outros depósitos), recursos de aceites e emissões de títulos, e, por fim, obrigações por empréstimos e repasses e por operações compromissadas. As captações foram obtidas da conta de passivo do balanço dos bancos.

Para representar o capital empregado neste processo, foi utilizado como input o ativo permanente ajustado, que é o ativo permanente dos bancos menos o ativo imobilizado destinado para operações de arrendamento mercantil. As despesas de pessoal constituem o último input do modelo, obtida da demonstração de resultados dos bancos, e representam o emprego de trabalho que é utilizado neste processo de transformação das captações em crédito para os agentes deficitários.

As operações de crédito constituem o output único do modelo, representando o resultado do processo descrito por Sealey e Lindley (1977), sendo o serviço fornecido pelas instituições financeiras para os agentes que demandam recursos. Foram utilizadas as operações líquidas de provisões, retirando assim, as estimativas de perdas prováveis que o banco terá com devedores inadimplentes.

Tabela 3 – Inputs e outputs do modelo de proposto

Inputs	
I – Captações	Depósitos totais + recursos de aceites e emissões de títulos + obrigações por empréstimos e repasses + obrigações por operações compromissadas
II – Trabalho	Despesas de pessoal
III – Capital	Ativo permanente – imobilizado de arrendamento
Output	
I – Crédito	Operações de crédito líquidas de provisão

Fonte: O autor, 2023.

A definição dos inputs nos modelos de intermediação financeira presentes na literatura pouco sofre variação. São escolhidas variáveis que representem os usos de capital, trabalho e depósitos arrecadados em quase todos os trabalhos. A escolha realizada neste trabalho de utilizar o modelo de intermediação financeira “puro”, sem a inclusão de outros ativos dos bancos como aplicações interfinanceiras de liquidez e títulos e valores mobiliários, por exemplo, se deve ao fato de que queremos avaliar os bancos no desempenho da atividade de concessão de crédito exclusivamente. Isso deve ao fato de que esta atividade, como foi visto, é a principal exercida pelos bancos e todas as demais derivam dela, e, é a atividade com a maior capacidade de ter impactos na economia.

3.2 A amostra

A coleta de dados deste trabalho baseou-se nas informações divulgadas pelo Banco Central do Brasil (BCB) das instituições financeiras que autoriza a funcionar e que estejam em operação. O BCB disponibiliza, trimestralmente relatórios constituídos de informações contábeis selecionadas destas instituições, de acordo com o Padrão Contábil das Instituições Reguladas pelo Banco Central do Brasil (Cosif). Os relatórios podem ser obtidos através do portal IF.Data.

Apesar de as Fintechs apresentarem-se no mercado brasileiro sob diversas formas de constituições: instituições de pagamento, sociedades de crédito direto etc., neste trabalho, buscou-se trabalhar apenas com bancos comerciais, bancos múltiplos que contenham a carteira comercial e caixas econômicas. Tal escolha se deve ao fato de que apenas estas instituições, autorizadas a receber depósitos à vista do público, são capazes de criar moeda escritural, e possuem uma dinâmica particular de difícil comparação com outras instituições financeiras.

Para a construção da amostra, foram selecionadas as instituições de maneira consolidada, onde as instituições pertencentes a um mesmo conglomerado financeiro são apresentadas como se representassem uma única entidade. Foram excluídos da amostra os bancos sem dados disponíveis, bancos que não possuíam operações de crédito e por fim, os bancos que não estavam em operação durante o intervalo de 3 anos definidos para a análise, que compreende os anos de 2019, 2020 e 2021.

A amostra ficou constituída de 73 instituições bancárias, sendo 9 bancos de controle público (BB, BRB, Banrisul, Banestes, Banpará, Banese, Banco da Amazônia, Banco do Nordeste do Brasil, CEF), 34 de controle privado nacional e 30 instituições de controle privado estrangeiro. Para atingir os objetivos propostos neste trabalho, os bancos foram divididos conforme a sua área de atuação, podendo ser identificados 14 bancos de varejo e 5 bancos digitais (Agibank, C6 Bank, BS2, Inter e Original).

Foram elaboradas matrizes de inputs e output, com dados trimestrais (1º e 3º trimestres) para o período compreendido entre o 1º trimestre de 2019 e 3º trimestre de 2021 (último relatório trimestral disponível a época de elaboração deste trabalho). A fim de tornar os dados comparáveis ao longo do período, os valores foram atualizados para setembro de 2021, corrigidos pelo índice IGP-DI da Fundação Getúlio Vargas (FGV).

Tabela 4 – Estatísticas descritivas dos inputs e output 2019-2021

	2019		2020		2021	
	1º T	3º T	1º T	3º T	1º T	3º T
Captações						
Mín	2.255	5.501	8.356	25.012	10.262	12.584
Média	112.122.161	110.902.324	116.304.954	117.124.465	103.370.298	101.347.113
Median	7.164.467	7.513.996	7.617.505	8.614.391	8.010.199	7.767.950
a						
DP	361.819.196	352.708.625	364.496.190	362.904.728	316.415.706	308.689.288
Máx	1.790.219.48	1.700.355.63	1.725.124.85	1.700.007.97	1.519.866.89	1.552.748.88
	3	6	0	6	9	6
Despesas de Pessoal						
Mín	546	585	608	278	250	227
Média	526.739	561.758	506.637	456.285	403.756	386.009
Median	38.629	41.321	39.697	32.564	33.578	30.942
a						
DP	1.680.637	1.788.337	1.594.519	1.428.698	1.274.718	1.174.353
Máx	8.468.064	8.299.113	7.732.324	6.829.318	6.507.198	6.000.818
Permanente						
Mín	425	167	159	141	122	114
Média	5.865.851	5.975.737	5.764.752	5.219.187	4.519.680	4.221.997
Median	122.026	127.217	123.876	132.887	171.427	179.970
a						
DP	24.211.560	24.785.450	23.458.973	21.109.324	17.844.795	16.169.585
Máx	156.314.940	158.669.017	155.346.711	131.604.007	113.043.317	99.067.117
Operações de Crédito						
Mín	36	6.095	8.472	4.513	536	104
Média	51.163.803	51.758.849	53.243.754	50.817.065	46.787.852	46.821.505
Median	2.329.947	23.602.52	2.724.170	2.923.333	2.764.280	3.234.986
a						
DP	173.005.129	172.699.425	174.591.301	165.276.376	151.067.118	149.474.464
Máx	955.053.080	935.523.344	914.826.941	882.294.254	806.209.307	795.546.705

Fonte: O autor, 2023. Em R\$ mil.

3.3 Convexidade e retornos de escala

A fronteira eficiente na DEA é formada por segmentos de reta que conectam todas as DMU's eficientes, assim, as combinações convexas desses pontos, também estarão na fronteira. Logo, combinações convexas dos inputs e outputs de uma DMU eficiente será capaz de gerar uma outra unidade que estará na fronteira, sendo igualmente eficiente. A convexidade do conjunto de produção é necessária para que uma DMU ineficiente, que promove a redução de seus inputs, mantendo os outputs constantes, seja capaz de alcançar um ponto na fronteira eficiente.

Com o objetivo de testar a hipótese de convexidade do conjunto de produção, foram utilizados os testes de Kneip et al. (2016) e Simar e Wilson (2020), implementados através do Software R. Os testes realizam uma divisão aleatória da amostra em duas subamostras independentes, em que são comparadas a média das estimativas de eficiência DEA da primeira subamostra, onde a convexidade é imposta e retornos variáveis de escala permitidos, com a média das eficiências Free Disposal Hull (FDH) da segunda subamostra, permitindo a não convexidade da fronteira. O teste de Kneip et al. (2016) trabalha com apenas uma divisão aleatória da amostra, enquanto que o teste de Simar e Wilson (2020) aplica o método de bootstrap permitindo o uso de múltiplas divisões de amostra.

Os testes foram aplicados para o conjunto de produção da amostra em todos os seus recortes dentro do período de análise. Em todos os trimestres analisados, a hipótese nula não foi rejeitada, ao nível de 5% de significância, apontando para a convexidade da amostra.

Tabela 5 - Testes de convexidade da amostra

	2019		2020		2021	
	1º T	3º T	1º T	3º T	1º T	3º T
Kneip et al (2016)						
Estatística	-1,001	-0,976	-0,382	0,149	-0,395	0,363
p-valor	0,839	0,882	0,595	0,235	0,736	0,163
Simar e Wilson (2020)						
Estatística	0,330	0,347	0,188	0,253	0,190	0,271
p-valor	0,301	0,196	0,751	0,452	0,712	0,398

Fonte: O autor, 2023.

Um modelo DEA pode ser construído considerando retornos constantes ou retornos variáveis de escala. O modelo CCR, desenvolvido por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), é utilizado quando a tecnologia de produção apresenta retornos constantes de escala, enquanto que o modelo BCC, desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper (1984), é adequado para estimar eficiências em tecnologias que apresentam retornos variáveis de escala.

Os testes para avaliar os retornos de escala de uma tecnologia são similares aos testes de convexidade. Para testar a hipótese nula de retornos constantes de escala, a amostra é subdividida em duas subamostras independentes, onde é feita a comparação entre a média das eficiências DEA da primeira subamostra onde retornos constantes são impostos, contra a média das eficiências DEA da segunda subamostra onde são permitidos retornos variáveis de escala. O teste de Kneip et al. (2016) realiza apenas uma divisão da amostra, enquanto que o teste de Simar e Wilson (2020); permite múltiplas divisões da amostra utilizando o método de Bootstrap.

Tabela 6 - Testes de retornos de escala da amostra

	2019		2020		2021	
	1º T	3º T	1º T	3º T	1º T	3º T
Kneip et al (2016)						
Estatística	1.448	1,605	1,752	4,055	2,143	1,144
p-valor	0.046	0,036	0,033	0,006	0,011	0,039
Simar e Wilson (2020)						
Estatística	0.865	0,650	0.683	1,001	0,761	0,715
p-valor	0,012	0,037	0.035	0,005	0,009	0,017

Fonte: O autor, 2023.

Ao nível de 5% de significância, em todos os trimestres do período selecionado, a hipótese nula de retornos constantes de escala foi rejeita, o que indica que, os bancos possuem, em relação a atividade de intermediação financeira, uma tecnologia que apresenta retornos variáveis de escala.

3.4 Desempenho do setor bancário brasileiro em 2021

Para avaliar a eficiência dos bancos comerciais brasileiros e alcançar o objetivo proposto por este trabalho, de comparar o desempenho dos bancos comerciais digitais com os bancos comerciais do segmento de varejo, a técnica DEA foi aplicada para medir o desempenho das organizações. As estimativas foram obtidas pelo programa R, com uso do pacote “Benchmarking”, mesmo programa utilizado para realizar os testes de convexidade e retornos de escala, com o uso do pacote “FEAR”.

Foram calculadas as eficiências para todo o período de análise, com a técnica DEA, utilizando-se do modelo BCC orientado para inputs, que permite retornos variáveis de escala, o que vai de acordo com os resultados obtidos nos testes realizados. A técnica de Bootstrap foi aplicada para estimar as eficiências sem o viés existente no estimador de eficiência da DEA. Os resultados para as instituições bancárias da amostra, no 3º trimestre de 2021, são apresentadas na Tabela 7 a seguir:

Tabela 7 – Escores de eficiência dos bancos no 3º trimestre de 2021 (continua)

Bancos	5%	Eficiência	95%
ABCBRAZIL	0,4705	0,5499	0,7178
AGIBANK	0,4558	0,5322	0,6511
ALFA	0,4252	0,4896	0,5732
ANDBANK	0,0798	0,0959	0,1354
BANCO ARBI	0,1158	0,1380	0,1757
BANCO CAPITAL	0,5223	0,6318	0,9248
BANCO CARGILL	0,5165	0,6253	0,9287
BANCO CEDULA	0,5360	0,6384	0,9474
BANCO COOPERATIVO SICREDI	0,5708	0,6581	0,9332
BANCO DA AMAZONIA	0,7022	0,8028	0,9404
BANCO DA CHINA BRASIL	0,2786	0,3234	0,4221
BANCO DO ESTADO DE SERGIPE	0,2193	0,2473	0,2931
BANCO DO ESTADO DO PARÁ	0,4310	0,5053	0,5967
BANCO DO NORDESTE DO BRASIL	0,5228	0,6186	0,7546
BANCO FIBRA	0,2149	0,2525	0,3140
BANCO INBURSA	0,3629	0,4164	0,5260
BANCO JOHN DEERE	0,5427	0,6436	0,9317
BANCO KEB HANA DO BRASIL	0,2798	0,3266	0,4230
BANCO LUSO BRASILEIRO	0,4863	0,5560	0,6343
BANCO MIZUHO DO BRASIL	0,0809	0,0946	0,1267
BANCO MUFG BRASIL	0,1814	0,2126	0,2497
BANCO RABOBANK	0,5194	0,6303	0,9166

Tabela 7 – Escores de eficiência dos bancos no 3º trimestre de 2021 (continuação)

BANCO RIBEIRAO PRETO	0,3026	0,3489	0,4239
BANCO RODOBENS	0,3996	0,4618	0,5601
BANCO SEMEAR	0,4549	0,5328	0,6472
BANCO SUMITOMO MITSUI	0,2345	0,2838	0,3625
BANCO TOPÁZIO	0,0681	0,0809	0,1039
BANCO TRIANGULO	0,1615	0,1876	0,2424
BANCOOB	0,1327	0,1598	0,2186
BANESTES	0,1015	0,1176	0,1474
BANRISUL	0,3852	0,4606	0,5576
BB	0,4529	0,5646	0,7724
BMG	0,4217	0,4912	0,5986
BNP PARIBAS	0,1912	0,2263	0,2747
BOCOM	0,3961	0,4610	0,5457
BOFA MERRILL LYNCH	0,0370	0,0441	0,0533
BRADESCO	0,4033	0,4920	0,6452
BRB	0,6750	0,7965	0,9447
BTG PACTUAL	0,4268	0,5090	0,6681
C6 BANK	0,3835	0,4458	0,5159
CEF	0,5150	0,6280	0,9209
CAIXA GERAL	0,1490	0,1819	0,2287
CCB	0,3148	0,3884	0,5284
CITIBANK	0,1161	0,1387	0,1857
COMMERZBANK BRASIL	0,4137	0,4796	0,5596
CREDIT AGRICOLE	0,1190	0,1409	0,1738
CREDIT SUISSE	0,3106	0,3566	0,4077
CREFISA	0,5422	0,6290	0,9534
DAYCOVAL	0,5017	0,5885	0,7392
DEUTSCHE BANK	0,1057	0,1250	0,1517
FATOR	0,0446	0,0547	0,0735
GRUPO BONSUCESSO - BS2	0,0444	0,0509	0,0599
ICBC DO BRASIL	0,2950	0,3514	0,4420
INDUSTRIAL DO BRASIL	0,3477	0,4012	0,4683
ING	0,0484	0,0579	0,0741
INTER	0,3140	0,3613	0,4162
INTESA SANPAOLO BRASIL	0,3468	0,4132	0,5362
ITAU	0,5600	0,7043	0,9502
JP MORGAN CHASE	0,0285	0,0344	0,0449
MERCANTIL DO BRASIL	0,5075	0,5921	0,6803
MODAL	0,0654	0,0747	0,0942
NOVO BANCO CONTINENTAL	0,5829	0,6861	0,8223
OMNI	0,4768	0,5593	0,6573
ORIGINAL	0,2961	0,3442	0,3922
PARANÁ BANCO	0,4618	0,5393	0,6533
PINE	0,1561	0,1809	0,236
RENDIMENTO	0,1423	0,1603	0,1920

Tabela 7 – Escores de eficiência dos bancos no 3º trimestre de 2021 (conclusão)

SAFRA	0,3903	0,4675	0,5915
SANTANDER	0,5706	0,6775	0,9527
SCOTIABANK	0,1729	0,2049	0,2440
SOCIETE GENERALE	0,1297	0,1527	0,1858
SOFISA	0,3934	0,4636	0,5673
VOTORANTIM	0,5680	0,6839	0,8668

Fonte: O autor, 2023.

As eficiências foram calculadas com para inputs, pois o objetivo é verificar a performance dos bancos no ajuste de captações, despesas de pessoal e ativo permanente para obter maior eficiência na intermediação financeira. Segundo Fethi e Pasiouras (2010), a orientação para inputs é, de longe, a mais utilizada para estimar a eficiência dos bancos, na abordagem da intermediação financeira, pois é assumido que os gestores tem maior controle sobre os recursos empregados no processo do que sobre os produtos. Os dados estão expostos na medida de Debreu-Farrel para inputs, onde o valor estimado para a eficiência é o valor pelo qual podemos multiplicar todos os insumos para produzir os mesmos valores de output (crédito) de maneira eficiente. O escore de eficiência corrigido pelo método bootstrap é contínuo, assim, a probabilidade de uma DMU ter escore de eficiência igual a unidade é nula. Os três bancos que se mostraram mais eficientes foram o Banco da Amazônia, o Banco de Brasília (BRB) e o Itaú, com os respectivos escores de eficiência: 0,8028, 0,7965 e 0,7043.

Tabela 8 – Sumário estatístico das eficiências no 3º trimestre de 2021

	Eficiência
Mín	0,0344
Média	0,3907
Mediana	0,4164
DP	0,2145
Máx	0,8028

Fonte: O autor, 2023.

O banco com a menor eficiência apurada no período, o banco JP Morgan Chase com escore de eficiência de 0,0344, é um banco que atua nas áreas de investment bank, corporate bank, asset management, private banking e treasury and securities services. A instituição é

focada em oferecer serviços financeiros para corporações, governos e instituições, não tendo como a concessão de crédito para seus clientes. Assim, o JP Morgan Chase, na intermediação financeira, é o banco mais ineficiente atuando no mercado brasileiro atualmente.

Bancos tem diferentes áreas de atuação. Analisar a eficiência de todos os bancos juntos pode ser um erro, porque estariam sendo agrupados juntos bancos com tipos de operações diferentes. Além disso, o foco principal deste trabalho é realizar a análise comparativa dos bancos digitais com os bancos de varejo, tendo em vista que, ambos os tipos de bancos, buscam oferecer serviços financeiros para pessoas físicas em geral.

Tabela 9 – Eficiência dos bancos digitais no 3º trimestre de 2021

	Porte	5%	Eficiência	95%
Agibank	S4	0,4558	0,5322	0,7178
C6 Bank	S4	0,3835	0,4458	0,5159
BS2	S3	0,0444	0,0509	0,0599
Inter	S3	0,3140	0,3613	0,4162
Original	S3	0,2961	0,3442	0,3922
Média	-	-	0,3469	-
DP	-	-	0,1816	--

Fonte: O autor, 2023.

Os bancos digitais como um todo, operaram de maneira ineficiente durante o terceiro trimestre de 2021, com destaque para o banco BS2, que, para se tornar eficiente, deveria produzir a mesma quantidade de crédito com aproximadamente 5% dos insumos que utiliza atualmente. A média dos bancos digitais ficou em 0,3469, indicando a ineficiência elevada dos bancos digitais na intermediação financeira.

O BCB segmenta as instituições financeiras que autoriza a funcionar conforme o porte que cada uma apresenta. Como medida do porte das instituições, a autoridade monetária considera a razão entre o valor da exposição total da instituição e o valor do PIB do Brasil.

O Segmento 1 (S1) é composto pelos bancos que tenham porte igual ou superior a 10% do Produto Interno Bruto (PIB). O Segmento 2 (S2) compreende as instituições com porte inferior a 10% e igual ou superior a 1% do PIB. As instituições com porte inferior a 1% do PIB e igual ou superior a 0,1% do PIB integram o Segmento 3 (S3). Por fim, o Segmento 4 (S4) é composto pelas instituições de porte inferior a 0,1%.

Tabela 10 – Segmentação das instituições financeiras conforme o BCB

Segmento	Porte
S1	$\geq 10\%$ do PIB
S2	$\geq 1\%$ e $< 10\%$ do PIB
S3	$\geq 0,1\%$ e $< 1\%$ do PIB
S4	$< 0,1\%$ do PIB

Fonte: O autor, 2023.

Os bancos que apresentaram os maiores escores de eficiência entre os bancos digitais foram os bancos Agibank e C6bank, bancos atualmente enquadrados, segundo seu porte, no segmento S4. Os bancos digitais que possuem porte um segmento acima dos dois primeiros (Inter, BS2, Original), apresentam escores de eficiência menores.

Tabela 11 - Eficiência dos bancos de varejo no 3º trimestre de 2021

Bancos	Segmento	Controle	5%	Eficiência	95%
BB	S1	Público	0,4529	0,5646	0,7724
Bradesco	S1	Privado Nacional	0,4033	0,4920	0,6452
CEF	S1	Público	0,5150	0,6280	0,9209
Itaú	S1	Privado Nacional	0,5600	0,7043	0,9502
Santander	S1	Privado Estrangeiro	0,5706	0,6775	0,9527
Banco do Nordeste	S2	Público	0,5228	0,6186	0,7546
Banrisul	S2	Público	0,3852	0,4606	0,5576
Safra	S2	Privado Nacional	0,3903	0,4675	0,5915
Banco da Amazônia	S3	Público	0,7022	0,8028	0,9404
Banpará	S3	Público	0,4310	0,5053	0,5967
Banestes	S3	Público	0,1015	0,1176	0,1474
BRB	S3	Público	0,6750	0,7965	0,9447
Mercantil do Brasil	S3	Privado Nacional	0,5075	0,5921	0,6803
Banese	S4	Público	0,2193	0,2473	0,2931
Média	-	-	-	0,5482	-
DP	-	-	-	0,1844	-

Fonte: O autor, 2023.

Os três bancos mais eficientes de toda a amostra são bancos de varejo: Banco da Amazônia, BRB e Itaú. Os dois primeiros são bancos de varejo regionais de controle público, enquanto o Itaú é um banco de varejo nacional com controle privado nacional. Os bancos de

varejo apresentaram média de 0,5482 de eficiência, o que indica que, para se tornarem eficientes, deveriam utilizar, em média, 54,82% dos insumos que utilizam hoje, para produzir o mesmo nível de crédito. Quando se considera apenas os bancos dos segmentos S1 e S2, o valor da média dos escores dos bancos de varejo aumenta para 0,5766, enquanto que, considerando apenas os segmentos S3 e S4, a média das eficiências é de 0,5102, puxada para baixo pelo Banese e pelo Banestes, que apresentaram as duas menores eficiências dos bancos de varejo, respectivamente 0,2473 e 0,1176.

3.4 Evolução da eficiência dos bancos digitais e bancos de varejo entre 2019-2021

Esta seção tem por objetivo demonstrar o que aconteceu com as posições relativas dos bancos digitais e dos bancos de varejo ao longo do período selecionado. Os escores individuais obtidos pelos modelos DEA de cada ano não são passíveis de serem comparados entre si. Entretanto, é interessante ver o que aconteceu com a posição relativa de cada instituição do setor ao longo do triênio. A tabela a seguir apresenta um sumário da eficiência dos bancos entre os anos de 2019 e 2021.

Tabela 12 – Sumário da eficiência dos bancos no triênio 2019-2021

	1T 2019	3T 2019	1T 2020	3T 2020	1T 2021	3T 2021
Mín	0,0213	0,0114	0,0151	0,0128	0,0241	0,0343
Média	0,3142	0,3181	0,3192	0,3415	0,3657	0,3901
Mediana	0,2721	0,2836	0,2847	0,3006	0,3768	0,4194
DP	0,1959	0,1984	0,1990	0,1984	0,2025	0,2140
Máx	0,7013	0,6958	0,6809	0,7581	0,7033	0,7991
CV	62,34	62,37	62,34	58,09	55,37	54,85

Fonte: O autor, 2023.

A partir da Tabela 12, é possível observar que o coeficiente de variação (CV) dos escores de eficiência dos bancos diminuiu gradativamente ao longo do período analisado. O coeficiente de variação do primeiro trimestre de 2019 foi de 62,34% e ao fim intervalo, no terceiro trimestre de 2021, o coeficiente de variação era de 54,85%, apresentando uma redução de aproximadamente 8%.

Tabela 13 – Eficiência dos bancos digitais no triênio 2019-2021

	1T 2019	3T 2019	1T 2020	3T 2020	1T 2021	3T 2021
Agibank	0,1979	0.2590	0.2401	0.3415	0.4027	0.5325
C6 Bank	0,0213	0.0114	0.0151	0.1134	0.4898	0.4426
BS2	0,0544	0.078	0.0540	0.0526	0.0435	0.0506
Inter	0,3309	0.2596	0.3035	0.2828	0.3484	0.3588
Original	0,1973	0.2163	0.2847	0.2725	0.3294	0.3412
Média	0,1603	0.1649	0.1795	0.2126	0.3227	0.3451
CV	77.88	68.83	75.20	57.87	52.06	52.53

Fonte: O autor, 2023.

A partir da tabela 13 observa-se que o coeficiente de variação reduziu ao longo dos anos mais de 20% demonstrando que houve uma aproximação do desempenho dos bancos digitais ao longo do período. Um ponto relevante é que os escores de eficiência de todos os bancos, calculados pelo modelo DEA-BCC, com orientação para inputs, corrigido por bootstrap, apresentaram valores dentro do intervalo de confiança de 95% em todos os períodos da amostra.

Tabela 14 – Eficiência dos bancos de varejo no triênio 2019-2021

	1T 2019	3T 2019	1T 2020	3T 2020	1T 2021	3 T 2021
Santander	0,679286	0,663284	0,652354	0,658722	0,670965	0,6775
BB	0,6157	0,506604	0,497904	0,502561	0,460595	0,5646
CEF	0,607291	0,594171	0,594228	0,604319	0,623342	0,628
Itaú	0,557846	0,485505	0,581137	0,585735	0,565432	0,7043
BRB	0,504778	0,536556	0,680954	0,75814	0,703383	0,7965
Safr	0,468496	0,414131	0,485886	0,558196	0,511322	0,4675
Banrisul	0,465373	0,462167	0,513722	0,503145	0,471492	0,4606
Bradesco	0,446083	0,483121	0,463643	0,463077	0,478732	0,492
Mercantil do Brasil	0,397718	0,327467	0,373468	0,431105	0,595035	0,5921
Banpará	0,370831	0,357785	0,46786	0,424338	0,494943	0,5053
Banco do Nordeste	0,338431	0,349436	0,395456	0,360905	0,446095	0,6186
Banese	0,193963	0,184841	0,208032	0,206879	0,226816	0,2473
Banco da Amazônia	0,182649	0,208964	0,281441	0,397964	0,568823	0,8028
Banestes	0,074688	0,091347	0,080148	0,078686	0,107175	0,1176
Média	0,421652	0,40467	0,448302	0,466698	0,494582	0,548193
CV	40,49077	38,66078	36,40876	36,35215	31,42862	33,64399

Fonte: O autor, 2023.

3.5 Comparação entre bancos digitais e bancos de varejo tradicionais

Com o objetivo de comparar as eficiências médias dos grupos de bancos digitais e bancos de varejo, será implementado o teste desenvolvido por Kneip et al. (2016). Os autores explicam que o teste para a eficiência média de dois grupos foi sugerido no trabalho de Charnes et al. (1981), onde foi considerado dois grupos de escolas, um recebendo um tratamento específico, enquanto o outro grupo não recebia. Utilizando-se dos resultados obtidos em Kneip et al. (2015), onde foi desenvolvido um teorema do limite central específico para realizar inferências sobre eficiências médias, Kneip et al (2016) apresentaram um teste para dois grupos distintos de DMU's, onde a hipótese nula de médias iguais é avaliada.

Foram realizados os testes considerando apenas os grupos dos bancos digitais e dos bancos de varejos. Os bancos digitais que se encontram em atividade no mercado brasileiro estão classificados nos segmentos S3 e S4, enquanto que existem bancos de varejo em todos os segmentos. Devido a isso, dois testes serão realizados. O primeiro teste considerará todos os bancos de varejo em atuação, comparando a média de eficiências da totalidade dos bancos digitais com a média de eficiências da totalidade dos bancos de varejo. Um segundo teste será realizado em que os bancos digitais serão comparados apenas com os bancos de varejo em atuação no mesmo segmento (S3 e S4). Portanto, foram feitos dois testes, comparando os bancos digitais com dois grupos diferentes dos bancos de varejo, com e sem os maiores bancos do setor.

O primeiro teste, de comparação dos escores médios de eficiência dos bancos digitais com os escores médios de todos os bancos de varejo, foi realizado considerando retornos variáveis de escala, e também que a fronteira é a mesma para os dois grupos. Os resultados obtidos neste teste estão resumidos na tabela a seguir.

Tabela 15 – Teste 1 de equivalência de médias de Kneip et al. (2016)

	Grupo 1 (bancos digitais)	Grupo 2 (bancos de varejo)
Eficiência média	0,797	0,872
Variância	0,037	0,024
Viés	0,617	0,229
Estatística	-2,343	
p-valor	0,019 (bilateral), 0,010 (unilateral 1), 0,990 (unilateral 2)	

Fonte: O autor, 2023.

Nota-se que as eficiências médias calculadas no teste, diferem das eficiências médias calculadas e apresentadas anteriormente para este mesmo período (3º T de 2021). Isso se deve ao fato de que o teste considera apenas os dois grupos que foram selecionados da amostra primária para a estimação das eficiências, enquanto que o modelo deste trabalho emprega a técnica DEA para uma amostra de 73 bancos comerciais. A eficiência dos bancos de varejo apresentada é superior ao do grupo dos bancos digitais, enquanto a variância é um pouco menor.

São apresentados p-valores distintos para os 3 testes que são realizados. O primeiro teste é bilateral que tem como hipótese nula a igualdade das médias dos dois grupos. Essa hipótese foi rejeita, ao nível de significância de 5%, indicando a diferença entre as médias de eficiência. O teste seguinte é unilateral e tem como hipótese nula que a média do primeiro grupo é superior à média do segundo. Esta hipótese foi rejeitada. O segundo teste unilateral avalia a hipótese nula de a média do grupo 2 ser maior que a média do grupo 1. Esta hipótese foi aceita apontando para um desempenho médio superior dos bancos de varejo sobre os bancos digitais, na intermediação financeira, no terceiro trimestre de 2021.

Tabela 16 – Teste 2 de equivalência de médias de Kneip et al. (2016)

	Grupo 1 (bancos digitais)	Grupo 2 (bancos de varejo S3 e S4)
Eficiência média	0,870	0,906
Variância	0,021	0,019
Viés	0,390	0,282
Estatística	-0,398	
p-valor	0,690 (bilateral), 0,345 (unilateral 1), 0,655 (unilateral 2)	

Fonte: O autor, 2023.

Considerando que os bancos digitais que atuam no Brasil atualmente possuem porte menor do que 1% do PIB, enquanto existem cinco bancos de varejo com porte maior ou igual a 10%, foi realizada uma comparação dos escores médios de eficiência dos grupos considerando apenas aquelas instituições que se encontram nos segmentos S3 e S4 definidos pelo BCB. A eficiência média estimada para o grupo 1 foi de 0,870, próxima a média grupo 2 de 0,906. O teste bilateral não rejeita a hipótese de igualdade dos escores médios. Os resultados contrários dos testes unilaterais, apontam também para essa igualdade. Logo, bancos digitais e bancos de varejo de médio e pequeno porte; não apresentaram diferenças estatisticamente relevantes no seu desempenho médio; durante o 3º trimestre de 2021.

A segmentação do BCB utilizada para definir quais bancos são “grandes” e quais são “pequenos” é exógena ao modelo. Para fazer essa divisão, deveríamos olhar para a eficiência de escala dos bancos, observando em qual parte da fronteira eficiente eles se situam. Ou seja, se apresentam retornos crescentes de escala, retornos constantes ou retornos não crescentes, segmentando os bancos de acordo com os dados calculados. Porém, uma limitação verificada neste trabalho, é de que não temos disponível um pacote para o programa R que possibilite realizar testes de hipótese para testar a eficiência de escala dos grupos de bancos. Portanto, a segmentação do BCB de acordo com o porte das instituições, foi uma alternativa de fora do modelo para classificar os bancos pelo seu tamanho.

A partir dos resultados apresentados, depreende-se que os bancos digitais, em média, apresentam resultados inferiores, em termos de eficiência, quando comparados com os bancos de varejo, considerando tanto os grandes bancos, quanto os bancos regionais. Porém, quando são considerados apenas os bancos de varejo de porte similar aos bancos digitais hoje em atuação, os resultados não apontam diferenças entre o desempenho destes grupos.

3.6 Análise da eficiência de escala

As tabelas 17 e 18 mostram os resultados da eficiência de escala para os bancos digitais e para os bancos varejistas tradicionais, respectivamente. A eficiência de escala é obtida pela razão entre as eficiências dos modelos CCR e BCC, ou seja, entre as eficiências técnicas de longo-prazo e de curto-prazo. A ineficiência de escala é a ineficiência que advém de uma unidade produtiva estar operando fora do nível de produto com retornos constantes de escala.

Tabela 17 – Eficiência de escala dos bancos digitais no 3º trimestre de 2021

	Segmento	Eficiência de escala
Agibank	S4	0,7056
C6 Bank	S4	0,6581
BS2	S3	0,6800
Inter	S3	0,5644
Original	S3	0,5029
Média	-	0,6222
DP	-	0,0853

Fonte: O autor, 2023.

Entre os bancos digitais, o que apresentou o maior nível de eficiência de escala foi o banco Agibank, sendo este o que opera mais próximo da região que apresenta retornos constantes de escala. Em média, os bancos digitais apresentam uma eficiência de escala de 0,6222.

Tabela 18 - Eficiência de escala dos bancos de varejo no 3º trimestre de 2021

	Segmento	Eficiência de escala
BB	S1	0,3403
Bradesco	S1	0,3665
CEF	S1	0,5509
Itaú	S1	0,3098
Santander	S1	0,3711
Banco do Nordeste	S2	0,6379
Banrisul	S2	0,3729
Safra	S2	0,3846
Banco da Amazônia	S3	0,6617
Banpará	S3	0,7433
Banestes	S3	0,8064
BRB	S3	0,4849
Mercantil do Brasil	S3	0,5269
Banese	S4	0,8502
Média	-	0,5291
DP	-	0,1835

Fonte: O autor, 2023.

Pela Tabela 18 é possível observar que os bancos de varejo dos segmentos S3 e S4, são os que mais estão próximos de retornos constantes de escala, com destaque para os bancos Banese e Banestes, com eficiências de escala de 0,8502 e 0,8064. Já entre os grandes bancos varejistas, presentes nos segmentos S1 e S2, observa-se altos níveis de ineficiência de escala, com destaque para os bancos BB, Bradesco, Itaú e Santander, em que os escores de eficiência de escala não ultrapassam o valor de 0,4.

Os bancos varejistas médios são os que, em média (0,6768), apresentam eficiência de escala maiores, estando mais próximos de retornos constantes de escala. Os bancos digitais, operam em um nível abaixo de retornos constantes, com eficiência de escala em média de 0,6222 o que significa que estes bancos podem se tornar mais eficientes em escala e se aproximar dos bancos de varejo médios.

Por outro lado, os grandes bancos do setor apresentam em média (0,4167) a maior distância para os retornos constantes de escala, e por serem os pontos mais afastados em relação a origem, possuem retornos não crescentes de escala. Os grandes bancos, em comparação com os bancos digitais, os mais próximos da origem, possuem inclinação inferior.

Em resumo, bancos digitais são pequenos demais e precisariam crescer para se tornarem mais eficientes em escala, aproximando-os dos bancos de varejo médios. A DEA resolve o problema e calcula as eficiências considerando que as DMUs são livres para escolher o seu nível de produção sem competirem entre si, ou seja, não leva em consideração a organização do mercado. É preciso saber se existem condições de mercado para que os bancos digitais cresçam.

A experiência simplificada e de baixo custo permitiu aos bancos digitais crescerem de forma acelerada nos primeiros anos de vida. Bancos digitais operam com uma estrutura menor, pois não contam com as estruturas físicas das agências, operam com um número menor de funcionários o que permite atender os clientes a um custo mais baixo. No entanto, pode ser que ainda falte aos bancos digitais a escala necessária para diluir sua estrutura de custo, tornando-se assim mais eficientes.

A ascensão dos bancos digitais no mercado de crédito é viabilizada pela capacidade que estes têm de reduzir as barreiras de entrada através da inovação. A prática dos grandes bancos de preços elevados e rentabilidade elevada também é um incentivo a participação dos bancos digitais no mercado de crédito. Não é possível prever qual será o destino da competição entre bancos tradicionais e bancos digitais no Brasil. Um cenário possível é que o mercado seja quebrado em nichos atendidos por bancos tradicionais e digitais. Em outro caminho, os bancos de tradicionais podem não sobreviver e serem substituídos pelos novos bancos. Outro cenário

é de os bancos tradicionais digitalizarem suas operações mantendo sua base consumidora e a liderança do mercado.

3.7 Análise temporal do setor bancário brasileiro

Com o objetivo de analisar a evolução do desempenho dos bancos comerciais atuantes no mercado brasileiro, ao longo do triênio de 2019 a 2021, foi calculado o Índice de Malmquist entre os extremos do período analisado, o primeiro trimestre de 2019 e o terceiro trimestre de 2021. O índice permite realizar uma análise completa da evolução da produtividade de uma DMU ao longo de um período determinado. Seus componentes, permitem obter informações sobre as variações de eficiências, e sobre as variações da tecnologia de produção. O índice foi implementado através do pacote FEAR (Frontier Efficiency Analysis with R) de Paul W. Wilson, no programa R. Os intervalos de confiança foram construídos com base nos intervalos percentuais de Hall, com base nas diferenças. O índice foi calculado com orientação para inputs, portanto, resultados menores que a unidade apresentam melhoras na produtividade, enquanto que valores superiores indicam pioras. O intervalo de confiança não pode incluir a unidade para que se possa afirmar estatisticamente que o movimento de alta ou baixa na produtividade ocorreu. Ou seja, o intervalo de confiança deve estar totalmente à esquerda da unidade para que haja uma melhora na produtividade, ou totalmente à direita para que haja uma queda na produtividade durante o período selecionado.

Tabela 19 – Índice de produtividade de Malmquist para os bancos digitais

Bancos	2,5%	Malm	97,5%
Agibank	0,383	0,573	0,673
C6 Bank	-0,024	0,007	0,006
BS2	1,028	1,206	1,329
Inter	1,963	1,902	2,340
Original	0,539	0,713	0,750
Média (conclusivos)	-	0,880	-

Fonte: O autor, 2023.

Na tabela 19, estão expressos os índices de produtividade de Malmquist para o período do primeiro trimestre de 2019 para o terceiro trimestre de 2021. No intervalo considerado, apenas os bancos BS2 e Inter tiveram redução na produtividade dos seus fatores de produção entre os bancos digitais. O banco C6 bank teve o melhor desempenho do período, apresentando um aumento da sua produtividade na ordem de mais de 99% segundo o índice de Malmquist. Os bancos digitais como um todo, conforme a média do índice, apresentam um avanço entre 2019 e 2021 de aproximadamente 12%.

Tabela 20 – Índice de alterações de eficiência para os bancos digitais

Bancos	2,5%	Eff	97,5%
Agibank	0,051	0,442	0,561
C6 Bank	-0,017	0,002	0,002
BS2	0,285	0,950	1,204
Inter	0,893	1,425	1,879
Original	0,125	0,553	0,701
Média (conclusivos)	-	0,332	-

Fonte: O autor, 2023.

Os bancos digitais apresentaram uma melhora relevante na eficiência técnica obtida no intervalo de análise. O banco C6 bank foi o que apresentou a melhora mais acentuada na gestão de seus inputs. Em relação à média considerando todos os bancos digitais – nada se pode afirmar, pois no índice de alterações de eficiência alguns bancos apresentam intervalos de confiança inconclusivos, pois incluem a unidade. Para os bancos BS2 e Inter não se podem fazer afirmações quanto a alterações na eficiência observada, pois a unidade encontra-se dentro dos intervalos de confiança estimados. A média foi calculada tendo como base apenas os bancos com intervalos de confiança conclusivos, apontando em média, para uma melhora na eficiência técnica de aproximadamente 66%.

Tabela 21 – Índice de alterações de tecnologia para os bancos digitais

Bancos	2,5%	Tech	97,5%
Agibank	0,911	1,297	1,828
C6 Bank	1,052	3,067	4,822
BS2	0,853	1,270	1,760
Inter	0,975	1,335	1,833
Original	0,681	1,289	1,798
Média (conclusivos)	-	3,067	-

Fonte: O autor, 2023.

A mudança da tecnologia de produção não pode ser considerada determinante para a produtividade positiva observada para os bancos digitais pelo índice de Malmquist. Para quatro dos cinco bancos, o intervalo de confiança inclui a unidade. Para o banco C6 Bank, o índice aponta que não houve progresso tecnológico no período.

Tabela 22 – Índice de produtividade de Malmquist para os bancos de varejo

Bancos	2,5%	Malm	97,5%
Banco da Amazônia	0,205	0,311	0,310
Banese	1,097	1,094	1,233
Banpará	0,634	0,783	0,800
Banco do Nordeste	0,708	0,733	0,753
Banestes	0,835	0,824	0,953
Banrisul	1,001	1,053	1,139
BB	0,979	1,018	1,102
Bradesco	0,765	0,832	0,863
BRB	0,621	0,728	0,737
CEF	0,963	0,980	1,067
Itaú	0,726	0,797	0,879
Mercantil do Brasil	0,884	0,883	0,927
Safra	1,004	1,015	1,038
Santander	0,761	0,811	0,972
Média (conclusivos)	-	0,822	-

Fonte: O autor, 2023.

Conforme os valores expressos na Tabela 22, percebe-se que os bancos de varejo tiveram um aumento na sua produtividade de, em média, 17%, considerando apenas os bancos com intervalos de confiança conclusivos. Apenas os bancos Safra, Banese e Banrisul

apresentaram redução no seu desempenho, segundo o índice de Malmquist. O Banco da Amazônia, que possui o maior escore de eficiência no terceiro trimestre de 2021, apresentou o maior aumento de produtividade do período de, aproximadamente, 70%. Para BB e CEF, nada se pode afirmar, pois apresentam intervalos de confiança inconclusivos.

Tabela 23 – Índice de alterações de eficiência para os bancos de varejo

Bancos	2,5%	Eff	97,5%
Banco da Amazônia	-0,004	0,204	0,238
Banese	0,393	0,798	1,011
Banpará	0,184	0,576	0,678
Banco do Nordeste	0,300	0,583	0,723
Banestes	0,277	0,678	0,898
Banrisul	0,173	0,722	0,886
BB	0,304	0,830	1,075
Bradesco	0,238	0,682	0,874
BRB	0,106	0,494	0,586
CEF	0,394	0,783	1,003
Itaú	0,207	0,670	0,876
Mercantil do Brasil	0,183	0,578	0,726
Safra	0,359	0,842	1,085
Santander	0,265	0,703	0,938
Média (conclusivos)	-	0,589	-

Fonte: O autor, 2023.

Tabela 24 – Índice de alterações de tecnologia para os bancos de varejo

Bancos	2,5%	Tech	97,5%
Banco da Amazônia	1,031	1,526	2,155
Banese	0,983	1,371	1,886
Banpará	0,966	1,359	1,841
Banco do Nordeste	0,862	1,258	1,667
Banestes	0,803	1,215	1,722
Banrisul	1,066	1,459	2,097
BB	0,796	1,226	1,709
Bradesco	0,712	1,220	1,689
BRB	1,039	1,474	2,062
CEF	0,857	1,252	1,722
Itaú	0,725	1,190	1,674
Mercantil do Brasil	1,032	1,527	2,167
Safra	0,728	1,205	1,656
Santander	0,714	1,155	1,616
Média (conclusivos)	-	1,412	-

Fonte: O autor, 2023.

O desmembramento do índice de Malmquist para os bancos de varejo apresenta resultados parecidos com os observados para os bancos digitais. Esses bancos obtiveram um aumento relevante na eficiência técnica, de, em média, 41%. Para algumas instituições, os intervalos de confiança apontam um retrocesso na tecnologia de produção. Podemos afirmar que não houve um progresso tecnológico positivo no período analisado.

Os resultados apresentados pelo Índice de Malmquist indicam que, entre o primeiro trimestre de 2019 e o terceiro trimestre de 2021, os bancos comerciais como um todo se tornaram mais produtivos. Bancos digitais e bancos tradicionais de varejo apresentaram melhoras relevantes na gestão de seus inputs, aproximando-se, assim, da fronteira eficiente. Por outro lado, não foram observadas mudanças tecnológicas positivas, não existindo indícios de avanços tecnológicos no período. Logo, o aumento de produtividade observado se deve integralmente ao comportamento dos bancos no emprego de seus insumos no processo de intermediação financeira.

CONCLUSÕES

Este trabalho realizou, através da técnica DEA, a comparação entre os desempenhos de cinco bancos digitais (Agibank, C6 Bank, BS2, Inter e Original) com os bancos de varejo tradicionais. Ainda, foi realizada uma análise temporal do setor bancário brasileiro através da construção do Índice de Malmquist para o triênio de 2019-2021. A abordagem escolhida para avaliar os bancos foi a da intermediação financeira, onde foi possível mensurar o desempenho das instituições no gerenciamento de seus inputs para a concessão de crédito.

Como foi visto, a literatura sobre eficiência bancária internacional e nacional é vasta. Muitos trabalhos avaliaram bancos de diversos países com várias abordagens diferentes. Neste trabalho, o modelo proposto por Sealey e Lindley, onde o banco é visto como uma DMU que utiliza os fundos captados, e o uso de capital e trabalho para produzir ativos remunerados, neste caso, operações de crédito. Esta abordagem, como foi percebido, é a mais presente nos estudos sobre eficiência bancária, pois avalia os bancos na atividade que mais pode ter impacto nas economias nacionais.

A DEA se mostrou como a melhor opção para o trabalho devido ao fato de não exigir que se especifique uma forma funcional para a fronteira eficiente, como acontece com a SFA. A utilização da técnica não paramétrica, frequentemente utilizada nos trabalhos sobre eficiência bancária, se mostra como a melhor opção para representar a atividade bancária, visto que a literatura diverge sobre como seria a melhor forma de especificar uma função para representar a intermediação financeira pelos bancos. A convexidade do conjunto de produção, averiguada pelos testes de hipótese realizados, validou a aplicação da DEA em comparação com outras técnicas não paramétricas.

Foi visto que a orientação para inputs é a mais adequada para a estimar a eficiência dos bancos, pois é assumido que os gestores tem maior controle sobre recursos empregados no processo produtivo do que sobre os produtos. Assim, as eficiências foram calculadas com orientação para inputs, sendo eles, as captações dos bancos, as despesas de pessoal, variável proxy para o trabalho empregado, e os ativos permanentes líquidos de imobilizado de arrendamento mercantil. Foi utilizado o output de operações de crédito líquidas de provisão representando o produto produzido pelos bancos na atividade de intermediação financeira.

As eficiências foram calculadas com a correção dos escores de eficiência pelo método de bootstrap. Foi apresentado que as estimativas da DEA são tendenciosas para cima, apresentando valores superiores ao da eficiência real. Este método permite estimar as

eficiências DEA sem esse viés. O método de bootstrap também é empregado nos testes realizados neste trabalho, sendo eles os testes de convexidade, os testes de retornos de escala, e os testes de comparação de médias aplicados.

Foi visto que a convexidade do conjunto de produção é fundamental para que a DEA possa cumprir todas as comparações e projeções que se deve esperar de um ranking de eficiência. Foram aplicados os testes de Kneip et al. (2015) e Simar e Wilson (2020) para testar a convexidade da amostra selecionada. Os testes foram aplicados para o conjunto de produção da amostra em todos os seus recortes dentro do período de análise, sendo constatado que, em todos eles, a amostra se apresentou convexa, permitindo que a técnica DEA fosse aplicada.

O modelo DEA pode ser construído considerando que o conjunto de produção apresenta retornos constantes de escala, com o modelo CCR, ou retornos variáveis de escala, com o modelo BCC. Com o objetivo de testar qual modelo seria mais apropriado, foram aplicados testes nos primeiros e terceiros trimestres dos anos de 2019 a 2021. A rejeição da hipótese de retornos constantes de escala em todo o período de análise, indicou, fortemente, que os bancos brasileiros, em relação a atividade de intermediação financeira, possuem uma tecnologia que apresenta retornos variáveis de escala.

Foi observado que o setor bancário brasileiro apresenta níveis significativos de ineficiência, visto que o escore médio obtido foi de 0,39 aproximadamente. O Banco da Amazônia, banco de varejo regional, apresentou a maior desempenho nesta análise atemporal para o terceiro trimestre de 2021, com o escore de eficiência próximo de 0,80. O Banco de Brasília, outro banco de varejo regional apresentou desempenho muito próximo, com escore de eficiência de 0,79, aproximadamente. O Itaú, banco varejista de âmbito nacional, apresentou o terceiro melhor desempenho com o escore de 0,70.

Foi visto que, entre os bancos digitais, os que apresentaram os maiores escores de eficiência foram os bancos Agibank e C6bank (0,53 e 0,45), bancos enquadrados pelo BCB, segundo seu porte, no segmento S4, um segmento abaixo dos demais bancos digitais, que apresentam escores de eficiência menores. O banco BS2 apresentou escore de eficiência no valor de 0,05 sendo mais ineficiente deste grupo. O banco Inter e o banco Original apresentaram os escores de 0,36 e 0,34 respectivamente.

Com o objetivo de realizar a objetivo principal deste trabalho, de comparar os bancos digitais com os bancos de varejo, na atividade de intermediação financeira, foi aplicado o teste estatístico de Kneip et al. (2016) para comparar a eficiência média de grupos produtivos distintos. A primeira comparação realizada foi a do grupo dos bancos digitais com o grupo da totalidade dos bancos de varejo em atuação no setor bancário brasileiro. O teste realiza o cálculo

de eficiência dos grupos desconsiderando o restante da amostra, para depois compará-los. O grupo dos bancos digitais apresentou eficiência média de 0,797, enquanto que o grupo dos bancos de varejo apresentou eficiência média de 0,872. O resultado do teste apontou para a diferença estatística entre os valores de eficiência, com os bancos de varejo sendo considerados mais eficientes que os bancos digitais.

Dado que, no mercado brasileiro, bancos digitais são recentes e não é possível constatar um banco de grande porte entre eles, diferentemente do que acontece com os bancos de varejo, onde é possível encontrar bancos nos maiores segmentos (S1 e S2), foi proposto a realização de uma outra comparação, agora entre os bancos digitais e os bancos de varejo que se encontram no mesmo segmento em que são observados bancos digitais, os segmentos S3 e S4. Neste caso, os bancos digitais apresentaram eficiência média de 0,87 enquanto que os bancos de varejo ficaram por volta de 0,9. Os p-valores do teste não rejeitaram a hipótese de igualdade dos escores médios destes dois grupos. Logo, bancos digitais e bancos de varejo com o mesmo porte, não apresentaram diferenças estatisticamente relevantes no seu desempenho médio, no 3º trimestre de 2021.

A partir dos resultados apresentados, depreende-se que os bancos digitais, em média, apresentam resultados inferiores, em termos de eficiência, quando comparados com os bancos de varejo, considerando tanto os grandes bancos, quanto os bancos regionais. Porém, quando são considerados apenas os bancos de varejo de porte similar aos bancos digitais hoje em atuação, os resultados não apontam diferenças entre o desempenho destes grupos na abordagem da intermediação financeira.

Foi calculado o Índice de Malmquist para o triênio de 2019 a 2021 com o objetivo de analisar a evolução do desempenho dos bancos comerciais do mercado brasileiro. O índice foi calculado com orientação para inputs, onde resultados menores que 1 apresentam melhoras na produtividade, enquanto que valores superiores a 1 indicam pioras. Foi percebido que os bancos digitais, como um todo, conforme a média obtida pelo índice, apresentam um avanço entre 2019 e 2021, de aproximadamente 12% em sua produtividade. Os bancos de varejo apresentaram um aumento de produtividade de, em média, 18%.

Em relação a fonte do aumento de produtividade dos bancos digitais no período, por meio da decomposição do Índice de Malmquist foi verificado que não houve ganhos de produtividade pelo progresso tecnológico no período para estes bancos, enquanto que esses bancos tiveram um aumento médio de 76% em sua eficiência técnica. Resultados similares foram vistos para os bancos de varejo, onde não foi possível constatar um progresso tecnológico

no período analisado, mas, por outro lado, foi verificado um aumento de 42% na eficiência técnica deste grupo.

Foi visto que os bancos comerciais, como um todo, se tornaram mais produtivos pela análise temporal realizada com o Índice de Malmquist. Bancos digitais e bancos de varejo tradicionais apresentaram melhoras na gestão de seus inputs, aproximando-se, assim, da fronteira eficiente. Por outro lado, não foi possível observar indícios de progresso tecnológico durante o período.

Para concluir, é sugerido para trabalhos futuros buscar avaliar comparativamente os bancos digitais com outros grupos de bancos com outras abordagens diferentes da abordagem da intermediação financeira utilizada neste trabalho. A abordagem da produção de serviços, por exemplo, parece ser capaz de apresentar resultados interessantes para futuras análises, porém, exigirá dos pesquisadores encontrar dados que permitam realizar este estudo, visto que os dados que são disponibilizados publicamente pelo BCB se referem basicamente a rubricas contábeis, que podem ser difíceis de representar os serviços bancários.

REFERÊNCIAS

- AHMAD N.; NAVEED A.; AHMAD S.; BUTT I. Banking sector performance, profitability, and efficiency: a citation-based systematic literature review. *Journal of Economic Surveys*, v. 34, n. 1, p. 185-218, 2020.
- ARIFF M.; CAN L. Cost and profit efficiency of Chinese banks: a non-parametric analysis. *China Economic Review*, v. 19, p. 260-273, 2008.
- ASSAF A.; MATAWIE K. M. Improving the accuracy of DEA efficiency analysis: a bootstrap application to the health care food service industry. *Applied Economics*, v. 42, p. 3547-3558, 2010.
- AZAD A. K.; WANKER P.; RAIHAN M. Z.; ANWAR R.; MUSTAFA R. Bank efficiency in Bangladesh revisited: a slack-based network DEA approach. *Journal of Economic Studies*, v. 46, 2019.
- BANKER R. D.; CHARNES A.; COOPER W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, v. 30, p. 1078-1092, 1984.
- BANKER R. D.; CUMMINS J. D. Performance measurement in the financial services sector: frontier efficiency methodologies and other innovative techniques. *Journal of banking and finance*, v. 34, p. 1413-1416, 2010.
- BERGENDAHL G. DEA and benchmarks: An application to nordic banks. *Annals of Operations Research*, v. 82, p. 233-249, 1998.
- BERG S. A.; FORSUND F. R.; HJALMARSSON L.; SOUMINEN M. Banking efficiency in the Nordic countries. *Journal of Banking and Finance*, v. 17, p. 371-88, 1993.
- BERGER A. N.; HUMPHREY D. B. The dominance of inefficiencies over scale and product mix economies in banking. *Journal of Monetary Economics*, v. 28, p. 117-48, 1991.
- BERGER A. N.; DEYOUNG R. Problem loans and cost efficiency in commercial banks. *Journal of Banking & Finance*, v. 21, p. 849-870, 1997.

BERGER A. M.; HASAN I.; ZHOU M. Bank ownership and efficiency in China: what will happen in the world's largest nation? *Journal of Banking and Finance*, v. 33, p. 113-130, 2009.

BHATIA V.; BASU S.; MITRA S. K.; DASH P. A review of bank efficiency and productivity. *OPSEARCH*, v. 55, p. 557-600, 2018.

BOGETOFT P.; OTTO L. Benchmarking with DEA, SFA, and R. *International Series in Operations Research and Management Science*, v. 157, 2011.

BONIN J. P.; HASAN I.; WACHTEL P. Bank performance, efficiency and ownership in transition countries. *Journal of banking & finance*, v. 29, p. 31-53, 2005.

BOOT A.; HOFFMANN P.; LAEVEN L.; RATNOVSKI L. Fintech: what's old, what's new? *Journal of Financial Stability*, forthcoming, 2020.

CARNEIRO M.; SALGADO JUNIOR A. P.; MACORIS L. S. Avaliação da eficiência bancária por meio da abordagem de intermediação: uma análise comparativa de instituições financeiras brasileiras. *Revista Eletrônica de Administração*, Porto Alegre, v. 85, p. 336-359, 2016. Disponível em <<https://www.scielo.br/j/read/a/fDVKjqJyjMCSsDyGrXKjpVk/?lang=pt>>. Acesso em: 10 jun. 2022.

CASADO F. L.; SOUZA A. M. *Análise Envoltória de Dados: conceitos, metodologia e estudo da arte na educação superior*. UFSM, 2015.

CAVA P. B.; SALGADO JUNIOR A. P.; BRANCO A. M. F. Evaluation of bank efficiency in Brazil: a DEA approach. *Revista de Administração Mackenzie*, v. 17, n. 4, p. 62-84, 2016.

CAVES D. W.; CHRISTENSEN L. R.; DIEWERT W. E. The economic theory of index numbers of the measurement of input, output and productivity. *Econometrica*, v. 50, n. 6, p. 1393-1414, 1982.

COELLI T.; RAO D. S. P.; BATTESE G. E. An introduction to efficiency and productivity analysis. *Kluwer Academic Publishers*, 1998.

COELLI T.; ESTACHE A.; PERELMAN S.; TRUJILLO L. A primer of efficiency measurement for utilities and transport regulators. *World Bank Institute Development Studies*, 26062, 2003.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.

DEBREU G. The coeficiente of resource utilization. *Econometrica*, v. 19, p. 273-292, 1951.

EFRON B. Bootstrap methods: another look at the jackknife. *Annals of Statistics*, v. 9, p. 1-26, 1979.

ENGLISH M.; GROSSKOPF S.; HAYES K.; YAISAWARNG S. Output allocative and technical efficiency of banks. *Journal of Banking and Finance*, v. 17, 349-66, 1993.

FALCÃO V. A.; CORREIA A. R. Eficiência portuária: análise das principais metodologias para o caso dos portos brasileiros. *Journal of Transport Literature*, v. 6, p. 133-146, 2012.

FARE R.; GROSSKOPF S.; LOVELL C. A. K. Production frontiers. *Cambridge University Press*, 1994.

FARIA J. A. de. *Eficiência no setor bancário brasileiro: a experiência recente das fusões e aquisições*. 2006. 126 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Estadual do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.

FARIA J. A. de; PAULA L. F. de; MARINHO A. *Fusões e aquisições bancárias no Brasil: uma avaliação da eficiência técnica e de escala*. Texto para Discussão IPEA, v. 1233, p. 1-34, 2006.

FARREL M. J. The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*, v. 120, p. 253-281, 1957.

FAVERO C. A.; PAPI L. Technical efficiency and scale efficiency in Italian banking sector: a non-parametric approach. *Appl. Econ*, v. 27, p. 385-395, 1995.

FERRIER G. D.; LOVELL C. A. K. Measuring cost efficiency in banking: econometric and linear programming evidence. *Journal of Econometrics*, v. 46, p. 229-45, 1990.

FETHI M.; PASIOURAS F. Assessing bank efficiency and performance with operational research and artificial intelligence techniques: a survey. *European Journal of Operational Research*, v. 204, n. 2, 189-198, 2010.

FUKUYAMA H.; MATOUSEK R. Modelling bank performance: a network DEA approach. *European Journal of Operational Research*, v. 259, p. 721-732, 2017.

KAO C.; LIU S. T. Multi-period efficiency measurement in data envelopment analysis: the case of Taiwanese commercial banks. *Omega*, v. 47, p. 90-98, 2014.

KNEIP A.; SIMAR L.; WILSON P. W. When bias kills the variance: central limit theorems for DEA and FDH efficiency scores. *Econometric Theory*, v. 31, p. 394-422, 2015.

KNEIP A.; SIMAR L.; WILSON P. W. Testing hypotheses in nonparametric models of production. *Journal of Business and Economic Statistics*, v. 34, n. 3, p. 435-456, 2016.

KOOPMANS, T. C. *Activity analysis of production and allocation*. New York: Wiley, 1951.

MCCAIG, B.; STENGOS T. Financial intermediation and growth: some robustness results. *Economics Letters*, v. 88, n. 3, p. 306-312, 2005.

MALMQUIST S. Index numbers and indifference surfaces. *Trabajos de Estadística*, v. 4, p. 209-242, 1953.

MARINHO A. *Estudo de eficiência em alguns hospitais públicos e privados com a geração de rankings*. Texto para Discussão IPEA, n. 794, 2001.

MENDONÇA, D. J. *Relação entre eficiência e rentabilidade em instituições financeiras bancárias no Brasil*. 2017. 95 f. Dissertação (Mestrado em Administração) - Programa de Pós-Graduação em Administração. Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais, 2017.

OECD. Digital disruption in banking and its impact on competition. *OECD Competition Committee*, p. 1-50, 2020. Disponível em < <https://www.oecd.org/competition/digital-disruption-in-banking-and-its-impact-on-competition-2020.pdf>>. Acesso em: 10 jun. 2022.

PARADI J. C.; HAIYAN ZHU H. A survey on bank branch efficiency and performance Research with data envelopment analysis. *Omega*, v. 41, p. 61-79, 2013.

PARADI J. C.; ROUATT S. ZHU H. Two-stage evaluation of bank branch efficiency using data envelopment analysis. *Omega*, v. 39, p. 99-109, 2011.

PAULA L. F. de; FARIA J. A. de. *Eficiência do setor bancário brasileiro por segmento de mercado: uma avaliação recente*. Mesa 3 ANPEC: Macroeconomia e Finanças, 2008.

PÉRICO A. E.; SANTANA N. B.; REBELATTO D. A. N. Eficiência bancária: os maiores bancos são os mais eficientes? Uma análise por envoltória de dados. *Gest. Prod.*, São Carlos, v. 15, n. 2, p. 421-431, 2008.

PÉRICO A. E.; SANTANA N. B.; REBELATTO D. A. N. Estimating the efficiency from Brazilian banks: a bootstrapped Data Envelopment Analysis (DEA). *Production*, v. 26, n. 3, p. 551-561, 2016.

PHILIPPON T. On fintech and financial inclusion. *BIS Working Papers* v. 841, 2020.

RAMOS R. E. B. Michael J. Farrell e a medição da eficiência técnica. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, XXVII, 2007, Foz do Iguaçu. *Anais [...]*. Foz do Iguaçu, 2007, p. 1-10.

RANGAN N.; GRABOWSKY R.; ALY H. Y.; PASURKA C. The technical efficiency of US banks. *Economics Letters*, v. 28, p. 169-175, 1988.

SEALEY C.; LINDLEY J. Inputs, outputs, and a theory of production and cost at depository financial institutions. *Journal of Finance*, v. 32, p. 1251-1266, 1977.

SOUZA P. O.; MEZA L. A. Uma pesquisa sobre índices de eficiência não radiais na análise envoltória de dados. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA OPERACIONAL E LOGÍSTICA DA MARINHA, 2006, Rio de Janeiro. *Anais [...]*. Rio de Janeiro, 2006. p. 27-41.

SHERMAN H. D.; GOLD F. Bank branch operating efficiency: evaluation with data envelopment analysis. *J. Bank. Finance*, v. 9, n. 2, p. 297-316, 1985.

SIMAR L.; WILSON P. W. Sensitivity analysis of efficiency scores: how to bootstrap in nonparametric Frontier models. *Management Science*, v. 44, n. 1, p. 49-61, 2020.

SIMAR L.; WILSON P. W. Hypothesis testing in nonparametric models of production using multiple sample splits. *Journal of Productivity Analysis*, v. 53, p. 287-303, 2020.

STAUB R. B.; SOUZA G. S.; TABAK B. M. Evolution of bank efficiency in Brazil: a DEA approach. *European Journal of Operation Research*, v. 202, p. 204-213, 2010.

TABAK B. M; CAJUEIRO D. O.; DIAS M. V. B. The efficiency of chinese local banks: a comparison of DEA and SFA. *BCB working papers*, v. 346, p. 1-15, 2014.

TZIOGKIDIS P. Bootstrap DEA and hypothesis testing. *Cardiff Economics Working Papers*, v. 18, p. 1-21, 2012.

WANKE P.; BARROS C. P. Banking efficiency in Brasil. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, v. 28, p. 54-65, 2014a.

WANKE P.; BARROS C. P. Two-stage DEA: an application to major Brazilian banks. *Expert Systems with Applications*, v. 41, p. 2337-2344, 2014b.