

() Graduação (X) Pós-Graduação

ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DE BANCOS COMERCIAIS BRASILEIROS LISTADOS NA BOLSA DE VALORES B3 POR MEIO DE DATA ENVELOPMENT ANALYSIS

Richardson Coimbra Borges
Universidade Federal de Mato Grosso do Sul - UFMS
richardson.borges@ufms.br

Alessandro Silva de Oliveira
Universidade Federal de Mato Grosso do Sul - UFMS
alessandro.oliveira@ufms.br

Georgiana Luna Batinga
Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR
georgiana@utfpr.edu.br

RESUMO

Este trabalho usa Análise por Envoltória de Dados (DEA) e Malmquist Index (MI) com objetivo analisar a eficiência financeira de bancos brasileiros listados na Bolsa de Valores brasileira B3 no período de 2018 a 2020. A pesquisa contribui em dois componentes principais, quais sejam fornecendo uma atualização dos dados relacionados a eficiência bancária brasileira de companhias abertas e abordando uma lacuna de pesquisa na literatura sobre a medição da eficiência no setor bancário brasileiro de empresas listadas na B3. O estudo utiliza o modelo Banks, Charnes e Cooper orientado a input (BCC-I), eficiência cruzada, e super eficiência para avaliar o desempenho dos bancos sob estudo. Os dados de *input* e *output* foram analisados por meio do software RStudio 2021.09.2. Das 63 Unidades Tomadores de Decisão (DMUs) analisadas somente 6 foram plenamente eficientes, porém a DMU B1918 foi a mais eficiente. Os resultados da análise do MI indicaram que todas as DMUs apresentaram mudança na Produtividade Total dos Fatores (Tfpch), sendo 9 unidades com mudança incremental e 12 com mudança decremental. Para trabalhos futuros sugere-se a avaliação da eficiência dos bancos brasileiros para um período de tempo maior que considere os resultados antes e depois da epidemia de Covid-19.

Palavras-chave: Desempenho de bancos comerciais, Eficiência Financeira, Data Envelopment Analysis, Bolsa de Valores B3.

1 INTRODUÇÃO

Em tempos de pandemia de Covid-19 o setor bancário ganhou grande destaque em função da importância deste segmento na alocação de investimentos e consequentemente no crescimento econômico. O setor bancário é um componente chave no sistema financeiro, contribuindo de várias formas para o desenvolvimento econômico, desempenhando papel proeminente na intermediação financeira, qual seja por meio de alocação eficiente de capital, diversificação do risco, facilitação da troca de bens e serviços, transferência de tecnologia, dentre outros (Kamel et al., 2021; Henriques et al., 2020; Achi et al., 2021).

Em função da aludida importância deste setor diversos pesquisadores, tais como Bhattacharjee e Pati (2021), Kamel et al. (2021), Tsolas et al. (2021), Achi et al. (2021), Bhuyan et al. (2021), Cho e Chen (2021), Gurjar et al. (2021), Kundu e Banerjee (2021), Duta et al. (2020), Mohapatra et al. (2019), Boussemart et al. (2019), Daly e Frikha (2018), Fernandes et al. (2018), Cava et al. (2016) têm dedicado especial atenção a mensuração da eficiência do setor bancário afim de fomentar a otimização do gerenciamento deste modelo de negócio; tendo por finalidade a promoção de análises que visam colaborar para a sustentabilidade econômico-financeira deste segmento. A mensuração da performance bancária tem uma dupla finalidade, qual seja detectar as causas da ineficiência, de modo otimizar a utilização dos recursos, e avaliar os motivos da eficiência, promovendo a padronização das ações que a suportam.

Não obstante, de forma a contribuir com este importante debate este estudo tem como objetivo analisar a eficiência financeira de bancos brasileiros listados na Bolsa de Valores brasileira B3 no período de 2018 a 2020. Desta forma a questão de pesquisa pode ser formulada do seguinte modo: Qual é o nível, e quais são as diferenças significativas, da eficiência econômica financeira dos bancos brasileiros listados na B3?

A contribuição do estudo pode ser delineada em dois componentes principais, quais sejam: 1) fornecendo uma atualização dos dados relacionados a eficiência bancária brasileira de companhias abertas, ou seja, bancos brasileiros listados na B3 e 2) abordando uma lacuna de pesquisa na literatura sobre a medição da eficiência no setor bancário brasileiro daquelas empresas listadas na B3, que é bastante incipiente no período da pandemia de Covid-19. Baseado na contribuição deste estudo a seguinte hipótese de pesquisa foi formulada:

H1: Há correlação significativa, entre os inputs utilizados e a eficiência bancária para o período sob estudo. Ou seja, os inputs utilizados são adequados à medição da eficiência.

O artigo inicia-se pela discussão da medida de eficiência de bancos e pelo seu impacto na performance deste modelo de negócio. A discussão teórica e as lacunas deixadas pelos

artigos empíricos embasam o modelo adotado. Em seguida são apresentados a metodologia do trabalho, que detalha os inputs e outputs utilizados na análise, a base de dados, o período que abrange o estudo, o modelo utilizado. Posteriormente são discutidos os resultados do modelo de eficiência, bem como a validação e abrangência destes resultados. Por fim, são sumarizadas as principais limitações do trabalho e os desafios para os trabalhos futuros.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Durante as últimas décadas, principalmente a partir da crise de 2008, a eficiência das instituições financeiras tem sido amplamente estudada. A análise da capacidade dos bancos em produzir resultados ótimos do ponto de vista econômico-financeiro com a utilização mínima de recursos de entrada (inputs) em relação às saídas (outputs) tem sido o grande desafio, principalmente em função da alta competitividade do setor (Cooper et al., 2007).

De modo geral a eficiência de unidades tomadoras de decisão (DMUs – Decision Maker Units) está relacionada a medição dos outputs em relação aos inputs na produção de bens ou prestação de serviços. No caso do setor bancário a medida de eficiência é um importante indicador de desempenho, de modo que um banco que apresenta máxima eficiência promove a intermediação financeira de modo otimizado, aumentando, assim, o valor do negócio (Sulaeman et al., 2019).

Um grande número de pesquisas sobre eficiência bancária têm sido conduzidas aplicando a metodologia DEA, haja vista que esta abordagem é mais adequada quando comparada aos métodos tradicionais, paramétricos, para empresas que utilizam múltiplos dados de inputs e outputs; que é o caso do setor bancário que opera em um ambiente multidimensional e que agrega índices financeiros (Mohapatra et al, 2019).

Sherman e Gold (1985) conduziram a primeira aplicação da DEA no setor bancário, avaliando a eficiência de agências bancárias. Kamel et al. (2021) estudaram a eficiência financeira de 12 (doze) bancos comerciais listados na bolsa de valores egípcia, durante o período de 2017-2019. A análise para encontrar o benchmark geral foi desenvolvida por meio dos testes de Eficiência Cruzada e Super Eficiência. Os pesquisadores, assim como Cho e Chen (2021), que avaliaram o impacto da tecnologia financeira do setor bancário da China, utilizaram a abordagem do Índice de Malmquist para medir a variação do desempenho dos bancos. O resultado da pesquisa de Kamel (2021) asseverou o decréscimo da eficiência financeira das DMUs, devido ao decréscimo da inovação financeira, já o resultado da pesquisa de Cho e Chen (2021) implicou na melhoria de 6,26% no custo de produtividade Malmquist.

Achi (2021) estimou a eficiência de 13 (treze) bancos argelinos, no período de 2013-

2017, por meio da Network DEA em rede em dois estágios ou etapas. Após a análise da eficiência o pesquisador utilizou a Regressão dos Mínimos Quadrados Parciais (Partial Least Squares -PLS) para determinar os efeitos potenciais dos fatores explicativos da eficiência nas duas etapas do estudo.

Com relação a análise da eficiência do setor bancário brasileiro Sáez-Fernández et al. (2021) pesquisaram o desempenho dos bancos brasileiros na contabilização do risco, que é considerado um output indesejável, no período 2017-2019. Os autores utilizaram as funções de distância direcional de fronteiras baseada na DEA. A principal constatação foi que o setor bancário brasileiro poderia aumentar notavelmente sua produção de produtos convencionais sem uso adicional de insumos e mantendo os mesmos níveis de risco.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Para a avaliação dos objetivos propostos realizou-se um estudo quantitativo, descritivo e exploratório das demonstrações contábeis de uma população de 26 bancos brasileiros listados na Bolsa de Valores brasileira B3 referentes ao triênio 2018-2020. A coleta de dados foi realizada de modo documental por meio de dados secundários disponíveis na seção “Relação com o Investidor” dos sites dos bancos brasileiros com capital aberto na Bolsa de Valores B3.

A amostra para o estudo contou com 21 bancos, haja vista que o Banco Sofisa fechou o capital, ou seja, se retirou da B3, o banco China Construction Bank cancelou o registro de companhia aberta, o banco Br Partners realizou o IPO somente 21/06/2021, e os bancos Pine e Modal apresentaram dados inconsistentes com a análise DEA, resultando em valores negativos para Retorno sobre os Ativos - ROA (Return on Assets) e Retorno sobre o Patrimônio Líquido - ROE (Return on Equity), assim estes bancos foram desconsideradas da análise.

Os dados foram codificados, sendo os bancos componentes do estudo (DMUs - Decision Making Units) caracterizados como B0117 (Banco 01, ano 2017), B0217 (Banco 02, ano 2017), ..., B2120 (Banco 21, ano 2020), de forma a se estimar a eficiência das DMUs sob estudo onde o dado observado em cada ano para cada banco foi tratado como uma DMU independente e dessa forma o estudo contou com 63 observações (3 x 21). Afim de se estudar a eficiência dos bancos brasileiros listados na B3 os dados foram analisados por meio da metodologia não-paramétrica de Análise por Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis – DEA), Malmquist Productivity Index (MPI) e Regressão Tobit.

Em função dos objetivos desta pesquisa o presente estudo conta com dois inputs e dois outputs que têm sido usados em diversos estudos nos últimos cinco anos (por exemplo, Daly & Frikha, 2017; Kamel et al., 2021; Khan & Shireen, 2020, Chaluvadi et al., 2018) para a

avaliação da eficiência bancária. Os inputs são Total dos Ativos (TA_t) e Total do Patrimônio Líquido (TPI) e os outputs são ROA – Return on Assets (Retorno sobre os Ativos) e ROE – Return on Equity (Retorno sobre o Patrimônio Líquido).

3.1 Modelos DEA

Dentre os modelos mais utilizados pela DEA destaca-se o modelo Banks, Charnes e Cooper (BCC-DEA), utilizado nesta pesquisa. O modelo BCC (BANKER et al., 1984) – O modelo foi desenvolvido para tratar de retornos variáveis de escala, substituindo o paradigma da proporcionalidade entre inputs e outputs pelo paradigma da convexidade. Ao se determinar que a fronteira de possibilidades de produção seja convexa (Ferreira, 2012).

O modelo formulado com orientação ao insumo é o seguinte (Ceretta & Niederauer, 2001; Dyson & Thanassoulis, 1988):

Maximizar

$$h_k = \frac{\sum_{r=1}^m u_r y_{rk}}{\sum_{i=1}^n v_i x_{ik}} \quad (1)$$

Sujeito às restrições:

$$\frac{\sum_{r=1}^m u_r y_{rk}}{\sum_{i=1}^n v_i x_{ik}} \leq 1 \quad (1a)$$

Em função das disparidades do porte dos bancos sob análise, à luz da revisão de literatura e de recentes estudos sob o tema eficiência bancária (Mohapatra et al., 2019; Kamel et al., 2021; Simper et al., 2017; Wasiaturrahma et al., 2020; Cava et al., 2017; Alqahtani et al., 2017) foi adotado o modelo BCC-DEA orientado a inputs (BCC-I). Para validar os resultados e comparar os bancos sob estudo os modelos de Eficiência Cruzada (Wu et al., 2018; Liang et al., 2018) e Super Eficiência (Kamyab et al., 2020; Afsharian & Bogetoft, 2020; Kasim et al., 2019) foram utilizados.

Para avaliar a performance dos bancos brasileiros listados na B3 durante o período sob estudo, e não apenas de modo estatístico, a abordagem Malmquist Productivity Index (MPI) foi usada (Cho & Chen, 2021; Gurjar et al., 2021; Kundu & Banerjee, 2021). O MPI é uma ferramenta eficiente para, por meio de um painel de dados, calcular a produtividade das DMUs ao longo do tempo. O MPI também facilita a decomposição das mudanças de produtividade em mudança total da Eficiência Técnica e mudança total da Eficiência Tecnológica.

A mudança de produtividade pode ser matematicamente descrita por meio da seguinte

equação (Kamel et al., 2021):

$$M_i(x_i^t, y_i^t, x_i^{t+1}, y_i^{t+1}) = \frac{D_i^{t+1}(x_i^{t+1}, y_i^{t+1})}{D_i^t(x_i^t, y_i^t)} \times \left[\frac{D_i^{t+1}(x_i^{t+1}, y_i^{t+1})}{D_i^{t+1}(x_i^t, y_i^t)} \times \frac{D_i^t(x_i^t, y_i^t)}{D_i^{t+1}(x_i^{t+1}, y_i^{t+1})} \right]^{\frac{1}{2}}$$

Onde o valor de M_i se refere a diferença de produtividade entre dois pontos no tempo (t e $t+1$); (x_i^t, y_i^t) se referem aos inputs e outputs no tempo t ; (x_i^{t+1}, y_i^{t+1}) se referem aos inputs e outputs no tempo $t+1$; e D_i^t é a função de distância que avalia a eficiência do output y no tempo t em relação ao input x disponível no tempo t .

As análises foram conduzidas por meio do Software RStudio v. 1.3.1056 (RStudio Team, 2020), utilizando-se o pacote DearR.

4 DISCUSSÃO E ANÁLISE DOS DADOS

Esta seção trata dos resultados e discussões referentes à medição da eficiência das unidades bancárias brasileiras listadas na B3 por meio da DEA, por meio do modelo BCC orientado a Input (BCC-I), que tem a finalidade de minimizar as entradas. Os scores de eficiência são apresentados, descritos, analisados e interpretados de modo a se identificar as DMUs mais eficientes, consideradas benchmark para as demais, que apresentam, em maior ou menor grau, ineficiência. Por fim identificar-se-á os determinantes da eficiência financeira das unidades sob estudo.

4.1 Estatística descritiva e coeficiente de correlação dos inputs e outputs

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas dos inputs e outputs das variáveis modeladas no estudo. O valor médio da variável de entrada TAt é de R\$ 279.176.253,62 com uma amplitude de R\$ 2.019.251.000,00 e R\$ 166.425,00, com coeficiente de variação (CV) de 191,75%. Já para a variável de entrada TPI o valor médio é de R\$ 29.289.720,83, apresentando amplitude de R\$ 154.525.000,00 e R\$ 119.039,00, e CV de 166,88%.

De acordo com Pimentel (2009) valores de CV acima de 30% representam variações muito altas, o que assevera a condição de heterogeneidade das unidades sob estudo em relação ao porte. Não obstante este resultado ratifica a escolha do modelo BCC-DEA em detrimento do modelo CCR-DEA, de forma que este é adequado para a análise de unidades heterogêneas no que tange a retornos variáveis de escala, enquanto aquele é adequado para a análise de unidades que apresentam retornos constantes de escala.

As variáveis de saída ROA e ROE apresentaram valores médios de, respectivamente, 12,43% e 2,21%, com CVs de 53,02% e 139,82% respectivamente. Os valores de CV para as variáveis de saída analisadas são considerados muito altos (Pimentel, 2009).

Os resultados apresentados na Tabela 2 indicam correlação positiva e forte, 0,956, entre as variáveis de entrada TAt e TPI, quase correlação perfeita; com nível de significância de 0,01%.

Tabela 1 Estatísticas descritivas das variáveis de input e output

Estatística	TAt (R\$)	TPI (R\$)	ROA	ROE
Máximo	2.019.251.000,00	154.525.000,00	32,00%	17,61%
Mínimo	166.425,00	119.039,00	0,92%	0,15%
Média	279.176.253,62	29.289.720,83	12,43%	2,21%
Desvio Padrão	535.319.901,61	48.877.753,79	6,59%	3,09%
Coefficiente de Variação	191,75%	166,88%	53,02%	139,82%

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

Tabela 2 Matriz de correlações para as variáveis sob estudo

Inputs/ Outputs	TAt	TPI	ROE	ROA
TAt	1			
TPI	0,956	1		
ROE	0,159	0,206	1	
ROA	- 0,115	0,097	0,259	1

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

4.2 Resultados dos Modelos DEA

Os resultados apresentados na Tabela 3 informam a eficiência dos bancos sob estudo para o modelo BCC-I. Não obstante a Tabela 3 apresentar o ranking de eficiência das DMUs para os três anos sob estudo optou-se por resumir os resultados de acordo com a adaptação proposta por Kazmirczak et al. (2019) evidenciado na Tabela 4.

Dos resultados encontrados depreende-se que das 63 DMUs sob análise 6 (seis), as DMUs B0218, B1018, B1918, os bancos Alfa Holding, Banpará e Mercantil Investimentos, para o ano de 2018, e B0819, B1619 e B2119, bancos Banese, Itaú e Santander, para o ano de 2019, atingiram máxima eficiência para o período sob estudo. Ainda dos resultados depreende-se que 5 (cinco) bancos apresentarem eficiência forte, 2 (dois) bancos apresentaram eficiência moderada, e um percentual bastante elevado de DMUs apresentou eficiência fraca, 79,37%, num total de 50 unidades.

O pior resultado é o Banco Itaú Unibanco, B1720, no ano de 2020. Assim, assevera-se que a Itaú Holding apresentou resultados expressivos de eficiência, eficiência forte em 2018, eficiência plena em 2019 e eficiência fraca em 2020, porém ainda acima de 50%, já a subsidiária Itaú Unibanco apresentou resultados de eficiência extremamente fracos no período sob estudo. Esta DMU apresentou a maior ineficiência do conjunto quando a base de resultados é segregada por ano, ou seja, o pior resultado em 2018, o pior resultado em 2019 e o pior resultado em 2020.

Dos resultados apresentados, ainda conforme a Tabela 3, também se verifica que somente dois bancos, os bancos Banese (B0819) no ano de 2019 e Mercantil Investimentos

(B1918) no ano de 2018, operaram sob retorno constante de escala, nos outros anos sob estudo esses bancos operaram sob retorno crescente de escala.

Tabela 3 Resultados da Eficiência dos bancos sob estudo

DMU	Banco	Retorno		DMU	Banco	Retorno	
		Score	¹			Score	₁
B0118	Abc Brasil	0,0963	Drs	B1218	Bradesco	0,0042	Drs
B0119		0,1014	Drs	B1219		0,0044	Drs
B0120		0,0516	Irs	B1220		0,0024	Drs
B0218	Alfa Holding	1,0000	Drs	B1318	Brasil	0,0038	Irs
B0219		0,8136	Drs	B1319		0,0042	Irs
B0220		0,4711	Drs	B1320		0,0023	Irs
B0318	Alfa Invest	0,0898	Irs	B1418	BRB Banco	0,3846	Drs
B0319		0,0977	Irs	B1419		0,6290	Drs
B0320		0,0986	Irs	B1420		0,4815	Drs
B0418	Amazonia	0,0895	Irs	B1518	BTGP Banco	0,0256	Drs
B0419		0,1746	Drs	B1519		0,0459	Drs
B0420		0,1431	Drs	B1520		0,0172	Drs
B0518	Banco BMG	0,0771	Drs	B1618	Itausa	0,8958	Drs
B0519		0,1040	Drs	B1619		1,0000	Drs
B0520		0,0645	Drs	B1620		0,5030	Drs
B0618	Banco Inter	0,2008	Drs	B1718	Itauunibanc o	0,0034	Drs
B0619		0,0551	Irs	B1719		0,0036	Drs
B0620		0,0356	Irs	B1720		0,0018	Irs
B0718	Banco PAN	0,0410	Irs	B1818	Merc Brasil	0,2502	Irs
B0719		0,0797	Drs	B1819		0,3635	Irs
B0720		0,0854	Drs	B1820		0,4821	Drs
B0818	Banese	0,9079	Irs	B1918	Merc Invest	1,0000	Crs
B0819		1,0000	Crs	B1919		0,9672	Irs
B0820		0,4413	Irs	B1920		0,9513	Irs
B0918	Banestes	0,2264	Irs	B2018	Nord Brasil	0,1122	Irs
B0919		0,2281	Irs	B2019		1,0000	Drs
B0920		0,2175	Irs	B2020		0,0819	Drs
B1018	Banpara	1,0000	Drs	B2118	Santander BR	0,0054	Drs
B1019		0,7764	Drs	B2119		0,0066	Drs
B1020		0,4315	Drs	B2120		0,0038	Drs
B1118	Banrisul	0,0567	Drs				
					Score Médio de Eficiência	0,2951	
B1119		0,0663	Drs				
B1120		0,0302	Irs				

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

¹ Drs: Retorno decrescente de escala Irs: Retorno crescente de escala Crs: Retorno constante de escala

Do total de unidades analisadas 38 operaram sob retorno decrescente de escala, 60,32% do total, e o restante, 23 unidades, 36,51% do total, operaram em retorno crescente de escala. Assim, somente duas DMUs operaram em Crs, ou seja, em escala mais produtiva de operações. As DMUs que operaram em Irs ou Drs denotam incapacidade em operar em escala econômica produtiva vantajosa (Gandhi & Sharma, 2018).

Tabela 4 Níveis de eficiência bancária

Níveis de Eficiência	N	%
Eficiência Plena ($E = 1$) 100%	6	9,52
Eficiência Forte ($0.8 \leq E < 1$)	5	7,94
Eficiência Moderada ($0.6 \leq E < 0.8$)	2	3,17
Eficiência Fraca ($E \leq 0,6$)	50	79,37
TOTAIS	63	100,00

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

As DMUs que operaram em Drs apresentaram ineficiência na utilização da vantagem potencial representada por seu porte, ou seja, são bancos grandes demais, em termos de Ativo ou Patrimônio Líquido, para operarem de modo otimizado (Gandhi & Sharma, 2018). Tais DMUs necessitam de estratégias que possam mitigar suas atividades improdutivas, promovendo, por exemplo, a otimização da composição de seus Ativos de forma a maximizar o retorno gerado e, ou, o ajuste periódico do Patrimônio Líquido (Reis & Martins, 2001).

Conforme Gandhi & Sharma (2018) operar em Irs também implica em ineficiência de escala, haja vista as DMUs apresentarem porte muito pequeno, o que redundava em uso menos produtivo de suas operações. Os bancos que se encontraram nestas condições devem promover a expansão de suas atividades, seja por meio da captação de recursos e, ou, das fusões e aquisições.

Como observado, das 63 (sessenta e três) DMUs sob análise 6 (seis) operaram em escala mais produtiva, denotando 100% de eficiência, sendo, então, consideradas benchmark para as demais. Conforme Bergendahl (1998) a DEA identifica as unidades mais eficientes de um conjunto, sendo estas consideradas referência para aquelas ineficientes, de forma que os indicadores apresentados por estas servem como metas operacionais para aquelas, considerando seus diversos inputs e outputs. A Tabela 5 apresenta a combinação linear das DMUs na fronteira de eficiência, denotando, desta forma, o rol de DMUs eficientes como benchmark para aquelas ineficientes.

Tabela 5 Referências baseadas no modelo BCC-I

DMU	Score	N	Referência			DMU	Score	N	Referência		
B0118	0,0963	29	B0819	B1018	B1918	B1218	0,0042	50	B0819	B1018	B1918
B0119	0,1014	26	B0819	B1018	B1918	B1219	0,0044	49	B0819	B1018	B1918
B0120	0,0516	40	B0819	B1918		B1220	0,0024	54	B0819	B1018	B1918
B0218	1,0000	1	B0218			B1318	0,0038	51	B0819	B1918	
B0219	0,8136	6	B0218	B1918		B1319	0,0042	50	B0819	B1918	
B0220	0,4711	12	B0218	B1918		B1320	0,0023	55	B0819	B1918	
B0318	0,0898	30	B0819	B1918		B1418	0,3846	15	B0819	B1018	B1918
B0319	0,0977	28	B0819	B1918		B1419	0,6290	8	B0819	B1018	
B0320	0,0986	27	B0819	B1918		B1420	0,4815	11	B0819	B1018	
B0418	0,0895	31	B0819	B1918		B1518	0,0256	45	B0819	B1018	B1918
B0419	0,1746	22	B0819	B1018	B1918	B1519	0,0459	41	B0819	B1018	
B0420	0,1431	23	B0819	B1018	B1918	B1520	0,0172	46	B0819	B1018	B1918
B0518	0,0771	35	B0819	B1018	B1918	B1618	0,8958	5	B0218	B1619	
B0519	0,1040	25	B1018	B1918		B1619	1,0000	1	B1619		
B0520	0,0645	37	B0819	B1018	B1918	B1620	0,5030	9	B0218	B1018	B1619
B0618	0,2008	21	B0819	B1018	B1918	B1718	0,0034	53	B0819	B1018	B1918
B0619	0,0551	39	B1918			B1719	0,0036	52	B0819	B1018	B1918
B0620	0,0356	43	B1918			B1720	0,0018	56	B0819	B1918	
B0718	0,0410	42	B0819	B1918		B1818	0,2502	17	B0819	B1918	
B0719	0,0797	34	B0819	B1018	B1918	B1819	0,3635	16	B0819	B1918	
B0720	0,0854	32	B0819	B1018	B1918	B1820	0,4821	10	B0819	B1018	B1918
B0818	0,9079	4	B0819	B1918		B1918	1,0000	1	B1918		
B0819	1,0000	1	B0819			B1919	0,9672	2	B1918		
B0820	0,4413	13	B0819	B1918		B1920	0,9513	3	B1918		
B0918	0,2264	19	B0819	B1918		B2118	0,1122	24	B0819	B1918	
B0919	0,2281	18	B0819	B1918		B2119	1,0000	1	B2119		
B0920	0,2175	20	B0819	B1918		B2120	0,0819	33	B0819	B1018	B1918
B1018	1,0000	1	B1018			B2218	0,0054	48	B0819	B1018	B1918
B1019	0,7764	7	B0819	B1018	B1918	B2219	0,0066	47	B0819	B1018	B1918
B1020	0,4315	14	B0819	B1018	B1918	B2220	0,0038	51	B0819	B1018	B1918
B1118	0,0567	38	B0819	B1018	B1918						
B1119	0,0663	36	B0819	B1018	B1918						
B1120	0,0302	44	B0819	B1918							

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

Com base na análise do número de referências a DMU B1918 foi benchmark 53 vezes, a DMU B0819 49 vezes, a DMU B1018 32 vezes, a DMU B0218 5 vezes, a DMU B1619 3 vezes e a DMU B2119 apenas 1 vez, ou seja, não foi considerada benchmark para nenhuma unidade. Como mais de uma DMU pode servir de benchmark a outra ineficiente, não sendo, assim, as referências mutuamente excludentes, tem-se o valor de referência superior à 63 unidades.

4.3 Análise da robustez dos resultados DEA

Com a finalidade de avaliar a robustez dos resultados da análise DEA-BCC-I a análise

Jackknife (Mahmoud & Emrouznejad, 2019; Gandhi & Sharma, 2018; Branda, 2016) foi conduzida. A análise Jackknife é um método alternativo utilizado em estudos da robustez da análise DEA para dados financeiros (Efron & Tibshirani, 1992). Os dados do modelo DEA são novamente testados, porém, descartando-se as unidades mais eficientes, e, desta forma, avaliando os resultados é possível verificar se houve mudança significativa nos scores de eficiência.

O teste de Jackknife foi conduzido por meio de nova análise DEA-BCC-I. Foram retirados, um a cada vez, os dados das DMUs com maior número de referências, conforme Tabela 5. Essa análise permite avaliar a estabilidade dos scores de eficiência e se estes ocorrem em função do mix de inputs e outputs ao invés do conjunto de referência de benchmarks (Mahmoud & Emrouznejad, 2019). Foram excluídos, em ordem sequencial, as DMUs B1918, B0819 e B1018. O primeiro conjunto de resultados foi nomeado A1, o segundo A2 e o terceiro A3. O teste foi concluído por meio dos coeficientes de correlação de Pearson e de Spearman. Os resultados podem ser visualizados na Tabela 6 e Tabela 7.

Tabela 6 Análise de Jackknife – Coeficiente de Correlação de Pearson

	A1	A2	A3
A1	1,000		
A2	0,811**	1,000	
A3	0,770**	0,589**	1,000

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

Tabela 7 Análise de Jackknife – Coeficiente de Correlação de Spearman

	A1	A2	A3
A1	1,000		
A2	0,896**	1,000	
A3	0,746**	0,639**	1,000

Nota: *** 0.01 ** 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

Os resultados da análise conforme Tabelas 6 e 7 retratam correlação forte e significativa, a 0,1%, para os testes de Pearson e Spearman. O resultado denota a estabilidade dos resultados depois da exclusão das DMUs mais eficientes e que apresentaram maior número de referências como benchmark. Assim, o conjunto input-output é a causa dos scores de eficiência e não o conjunto de DMUs de referência.

4.4 Análise de Eficiência Cruzada e Super Eficiência

A metodologia DEA apresenta algumas desvantagens, e dentre elas pode-se citar a existência de mais de uma DMU com eficiência plena, ou seja 100% de eficiência. Assim,

inicialmente, todas as DMUs que apresentam eficiência plena são consideradas como aquelas que melhor minimizam os inputs ou otimizam os outputs. Afim de se contornar tal desvantagem vários métodos têm sido propostos com a finalidade de se estabelecer, dentre as DMUs com eficiência plena, um ranking que distingue as unidades para benchmarking. Neste trabalho utilizou-se dois deles, a Eficiência Cruzada (Doyle & Green, 1994; Wu et al., 2018; Li et al., 2018) e a Super Eficiência (Andersen & Petersen, 1993; Kamyab et al., 2020; Afsharian & Bogetoft, 2020; Kasim et al., 2019). Na Tabela 8 estão contidos os resultados dos scores de eficiência de acordo com os dois modelos mencionados.

Tabela 8 Scores de Eficiência Cruzada e Super Eficiência para os bancos sob estudo

DMU	Eficiência Cruzada	Super Eficiência	DMU	Eficiência Cruzada	Super Eficiência
B0118	0,0791	0,0895	B1120	0,0256	0,0288
B0119	0,0819	0,0926	B1218	0,0033	0,0037
B0120	0,0436	0,0491	B1219	0,0032	0,0037
B0218	0,1706	0,3086	B1220	0,0020	0,0023
B0219	0,1512	0,2727	B1318	0,0032	0,0037
B0220	0,1173	0,2116	B1319	0,0037	0,0042
B0318	0,0680	0,0768	B1320	0,0019	0,0022
B0319	0,0782	0,0887	B1418	0,3256	0,3660
B0320	0,0761	0,0856	B1419	0,3486	0,3936
B0418	0,0726	0,0819	B1420	0,2742	0,3099
B0419	0,1436	0,1623	B1518	0,0176	0,0201
B0420	0,1162	0,1316	B1519	0,0269	0,0306
B0518	0,0654	0,0745	B1520	0,0128	0,0146
B0519	0,0629	0,0717	B1618	0,0111	0,0186
B0520	0,0511	0,0581	B1619	0,0121	0,0202
B0618	0,1728	0,1968	B1620	0,0076	0,0119
B0619	0,0346	0,0395	B1718	0,0028	0,0032
B0620	0,0074	0,0084	B1719	0,0031	0,0034
B0718	0,0351	0,0399	B1720	0,0015	0,0017
B0719	0,0565	0,0643	B1818	0,2062	0,2315
B0720	0,0608	0,0692	B1819	0,3186	0,3577
B0818	0,7990	0,8965	B1820	0,4021	0,4526
B0819	0,8929	1,1169	B1918	0,9625	2,0942
B0820	0,3545	0,4076	B1919	0,4828	0,5044
B0918	0,1766	0,2193	B1920	0,4998	0,5348
B0919	0,1902	0,2228	B2118	0,0966	0,1119
B0920	0,1736	0,2128	B2119	0,1448	0,1629
B1018	0,5623	0,6408	B2120	0,0666	0,0751
B1019	0,4637	0,5281	B2218	0,0039	0,0045
B1020	0,2879	0,3273	B2219	0,0046	0,0052
B1118	0,0489	0,0550	B2220	0,0030	0,0034
B1119	0,0548	0,0617			

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

De acordo com os scores dos métodos de Super Eficiência e Eficiência Cruzada,

depreendidos da Tabela 8, a DMU B1918 (0,9625 – 2,0942), banco Mercantil Investimentos, foi a DMU mais eficiente entre o conjunto de benchmarks, ou seja, o mais destacado na fronteira de eficiência. Destarte os gerentes, com base nesta DMU, podem identificar o uso ineficiente de recursos (inputs) – Ativo e Patrimônio Líquido – e promover a otimização. Não obstante as unidades ineficientes podem comparar suas práticas com este banco em função de seus inputs e outputs.

4.5 Malmquist Productivity Index (MPI) - Índice de Malmquist

A Tabela 9 apresenta os resultados da análise MPI para a DMUs sob estudo, incluindo a média dos scores de produtividade bancária. As DMUs que apresentaram indicador inferior a unidade denotaram redução da produtividade, as que apresentaram indicador igual a unidade não promoveram alteração da produtividade, e, por fim, aquelas que apresentaram indicador superior a unidade manifestaram aumento da produtividade. Afim de resumir os resultados encontrados a Tabela 10 foi desenvolvida, com base nos dados da Tabela 9.

Da Tabela 10 depreende-se que todas as 21 DMUs sob análise apresentaram mudança na Produtividade Total dos Fatores (Tfpch), sendo 9 unidades com mudança de Tfpch incremental e 12 com mudança decremental. De acordo com as Tabelas 9 e 10, das unidades que apresentaram mudança de Tfpch crescente, ou incremental, em 5 casos tal mudança pode ser atribuída exclusivamente à mudança na eficiência técnica (Effch), e 4 casos a ambos os indicadores, a Effch e a Techch, a mudança tecnológica. Decompondo-se o Effch em eficiência de escala (Sech) e eficiência pura (Pech), das DMUs que apresentaram mudança na Tfpch atribuída exclusivamente a Effch, 1 unidade apresentou mudança exclusiva na Sech, 1 unidade na Pech e 3 unidades em ambos os indicadores, Sech e Pech.

Ainda de acordo com as Tabelas 9 e 10, das DMUs sob estudo 12 apresentaram Tfpch decremento e dessas DMUs depreende-se que 8 unidades apresentaram Effch e Techch decrementais, e, ainda, 4 unidades apresentaram Effch incremental e Techch decremental, porém o incremento no Effch não foi suficiente para compensar a mudança decrescente no Techch, de tal forma que o indicador Tfpch apresentou resultado decremental, ou seja menor que a unidade. Todas as DMUs que apresentaram Tfpch menor que a unidade também apresentaram Techch menor que a unidade, e assim é digno de nota que o declínio de produtividade bancária se deve, principalmente, à mudança na eficiência tecnológica, que nesse caso foi decrescente, ou decremental. Estes resultados são consistentes com os estudos de Bhattacharjee & Pati (2021), Kundu & Banerjee (2021), Bhuyan et al. (2021), Mahmoud & Emrouznejad (2019), e Fernandes et al. (2018), que asseveraram que a eficiência bancária está

fortemente relacionada a mudanças tecnológicas, e que o declínio da eficiência tem relação interessante com o declínio da otimização tecnológica das unidades bancárias.

Tabela 9 Índice de Malmquist para eficiência dos bancos – 2018 a 2020

Banco	Mudança na Eficiência Técnica <i>Effch</i>	Mudança Tecnológica <i>Techch</i>	Mudança na Eficiência Pura <i>Pech</i>	Mudança na Eficiência de Escala <i>Sech</i>	Mudança na Produtividade Total do Fator <i>Tfpch</i>
ABC BRASIL	1,037	0,908	1,021	1,016	0,942
ALFA HOLDING	1,000	1,001	1,000	1,000	1,001
ALFA INVEST	0,966	0,950	1,178	0,820	0,918
AMAZONIA	1,363	1,005	1,362	1,001	1,371
BANCO BMG	1,125	0,939	1,080	1,042	1,056
BANCO INTER	0,725	0,729	1,000	0,725	0,528
BANCO PAN	1,260	0,933	1,180	1,068	1,176
BANESE	1,052	0,925	1,102	0,954	0,973
BANESTES	0,953	0,991	1,014	0,940	0,944
BANPARA	0,954	0,864	0,959	0,995	0,824
BANRISUL	1,085	0,929	1,002	1,084	1,008
BRADESCO	1,013	0,934	0,811	1,250	0,947
BRASIL	0,990	0,980	0,841	1,177	0,970
BRB BANCO	0,949	0,986	0,968	0,980	0,935
BTGP BANCO	1,115	0,947	1,000	1,115	1,055
ITAUSA	1,000	1,001	1,000	1,000	1,001
ITAUNIBANCO	0,974	0,913	0,807	1,207	0,889
MERC BRASIL	1,335	0,985	1,334	1,000	1,315
MERC INVEST	0,845	0,880	0,933	0,905	0,743
NORD BRASIL	1,355	1,015	1,225	1,107	1,375
SANTANDER BR	1,038	0,939	0,842	1,232	0,974
Média	0,997	1,054	0,941	1,031	1,029

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

De acordo com a Tabela 9 a média do indicador *Tfpch*, para os anos de 2018 a 2020, foi de 1,029, denotando incremento na produtividade média das unidades bancárias.

Tabela 10 Sumário do Resultado da Análise do MPI

Indicador	Nº de DMUs com indicador < 1	Nº de DMUs com indicador = 1	Nº de DMUs com indicador > 1
<i>Effch</i>	8	2	11
<i>Techch</i>	17	0	4
<i>Pech</i>	8	0	13
<i>Sech</i>	7	0	14
<i>Tfpch</i>	12	0	9

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

O resultado se deve a mudança média tecnológica (*Techch*) que foi incrementada para o período, e seria mais acentuada caso a média do indicador *Effch* fosse maior ou igual à

unidade. Já a mudança média incremental no Techch se deve ao indicador Sech, ou seja, a mudança média incremental na eficiência de escala, e seria, a exemplo do indicador médio Tfpch, mais acentuada caso a média do indicador Pech, que indica eficiência pura, fosse maior ou igual a unidade.

4.6 Análise da correlação entre inputs, outputs e os resultados de eficiência BCC-I

Afim de avaliar os fatores determinantes da eficiência o modelo de Regressão Tobit foi executado. O resultado de eficiência BCC-I é a variável dependente e os inputs TAt e TPI as variáveis independentes. A utilização da Regressão Tobit em detrimento da Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) se deve ao fato de que a variável dependente é censurada, compreendendo um range entre 0 e 1 (0 e 100%), e neste caso o modelo MQO produz estimativas viesadas (Duguma e Ham, 2021; Vidyardhi, 2019; Hsiao, 2017). Diversos estudos têm enfatizado a superioridade do modelo de Regressão Tobit como ferramenta ótima à avaliação da relação entre os resultados de eficiência e seus determinantes (por exemplo, Achi, 2021; Mahmoud & Emrouznejad, 2019).

Os resultados da Tabela 11 asseveram correlação negativa entre os scores de eficiência e o Total dos Ativos (TAt) e Total do Patrimônio Líquido (TPI), ambos a um nível de significância de 0,01. O Pseudo R², que permite avaliar a qualidade do modelo Tobit, apresentou valor de 0,16871, implicando, assim, no fato de que 16,87% da variância da variável dependente pode ser explicada pelo modelo de regressão; sendo o restante explicado por outros fatores não considerados na análise. Não obstante, H1 é aceita, e os resultados são consistentes com os estudos promovidos por Kamel et al. (2021), Wasiaturrehma et al. (2020), Li et al. (2018) e Henriques et al. (2018).

Tabela 11 Resultado da análise de Regressão Tobit

Variável	Valor Estimado	Erro Padrão	Valor de Z	Pr (> z)
Intercepto	1.292e+00	8.764e-02	14.742	< 2e-16 ***
TAt	-2.742e-10	9.714e-11	-2.822	0.00477 **
TPI	-4.252e-09	1.447e-09	-2.938	0.00330 **
Pseudo R ²	0,16871			
N	63			

Nota: '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Fonte: Dados da Pesquisa (2022)

Os pesquisadores asseveram que por meio da identificação das variáveis críticas à análise de eficiência, e conseqüentemente de desempenho, os gestores e formuladores de políticas, ou seja, os tomadores de decisão, podem elaborar estratégias para otimização dos

inputs Ativo e Patrimônio Líquido de forma a maximizar os *outputs*, quais sejam ROA e ROE. Assim, tal análise de otimização do desempenho pode redundar em vantagem competitiva no ecossistema bancário.

Os resultados são consistentes com diversos estudos (por exemplo, Achi, 2021; Shahwan & Habib, 2021; Dutta et al., 2020; Vidyarthi, 2019; Amoah et al., 2018, e Wanke & Maredza, 2017) apontam a importância da análise das variáveis críticas que afetam a eficiência bancária, asseverando a necessidade dos gestores tomarem ações no sentido de minimizar as variáveis de input consideradas significativas na Regressão Tobit e assim otimizarem as variáveis de output.

5 CONCLUSÕES

A pesquisa foi conduzida com o objetivo geral de analisar a eficiência financeira de bancos brasileiros listados na Bolsa de Valores brasileira B3 no período de 2018 a 2020. Foi levantada a hipótese de que há correlação significativa entre os inputs utilizados e a eficiência bancária. Para responder ao objetivo citado, e também testar a hipótese as metodologias DEA, MPI e Regressão Tobit foram utilizadas. A escolha dos inputs e outputs para a modelagem DEA teve como base a literatura prévia sobre o assunto. Dos resultados encontrados depreende-se que dos 63 (sessenta e três) bancos estudados apenas 6 (seis) apresentaram eficiência plena em diferentes anos. Testes de robustez foram conduzidos para se estabelecer a DMU mais eficiente dentre aquelas denominadas benchmark. De acordo com o resultado o banco Mercantil de Investimentos, no ano de 2018, foi o mais eficiente entre seus pares. Afim de responder a hipótese de pesquisa levantada a Análise Regressão Tobit foi conduzida, cujo resultado asseverou a aceitação de H1, que de acordo com a teoria apresentada alhures os inputs selecionados têm correlação com os resultados de eficiência encontrados.

Como limitação do trabalho pode-se citar a extração de 5 (cincos) bancos da população, contando, assim, a amostra com 21 (vinte e uma) unidades. Haja vista a inabilidade da DEA em lidar com valores negativos as DMUs tiveram que ser retiradas, o que redundou na possibilidade de resultado adverso daquele que seria obtido caso toda a população fosse considerada; a análise DEA por ser metodologia não probabilística não permite extrapolação dos resultados, portanto, a composição da amostra é importante.

Para trabalhos futuros sugere-se a avaliação da eficiência dos bancos brasileiros para um período de tempo maior, e que considere a equiparação dos resultados antes de depois da epidemia de Covid-19. Também sugere-se medir o desempenho das unidades bancárias por meio de análise geral, como conduzida •nesta pesquisa, e análise segregada, ou seja,

classificando os bancos por área de atuação: bancos públicos, bancos privados, e bancos privados com capital estrangeiro.

REFERÊNCIAS

- ACHI, A. (2021). Efficiency and its determinants in the Algerian banks: Network data envelopment analysis and partial least squares regression. **International Journal of Productivity and Performance Management**. Ahead of Print. ISSN 1741-0401. DOI: 10.1108/ijppm-07-2021-0407.
- AFSHARIAN, M., & Bogetoft, P. (2020). Identifying production units with outstanding performance. **European Journal of Operational Research**, 287(3), 1191-1194.
- ALQAHTANI, F., MAYES, D. G., & BROWN, K. (2017). Islamic bank efficiency compared to conventional banks during the global crisis in the GCC region. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, 51, 58-74.
- ALMANZA, C., RODRÍGUEZ, J. J. M., CENDALES, A. (2017). Profit efficiency of banks in Colombia with undesirable output: a directional distance function approach. **Economics**, 18, 2018-30.
- AMOAH, B., OHENE-ASARE, K., BOKPIN, G. A., & ABOAGYE, A. Q. (2018). Technical efficiency: the pathway to credit union cost efficiency in Ghana. **Managerial Finance**. 44(11), 1292- 1310.
- BANKER, R. D., CHARNES, A., & COOPER, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, 30(9), 1078-1092.
- BERGENDAHL, G. (1998). DEA and benchmarks—an application to Nordic banks. **Annals of Operations research**, 82, 233-250.
- BHATTACHARJEE, N., & PATI, A. P. (2021). Efficiency of Shadow Banks in India and Its Drivers. **Global Business Review**. Ahead of Print. ISSN 0972-1509. DOI: 10.1108/ijppm-07-2021-0407. DOI: 10.1177/09721509211056473.
- BHUYAN, B., PATRA, S., & BHUIAN, R. K. (2021). Measurement and determinants of total factor productivity: evidence from Indian banking industry. **International Journal of Productivity and Performance Management**. Ahead-of-Print. ISSN 1741-0401. DOI: 10.1108/IJPPM-06-2019-0256.
- BRANDA, M. (2016). Mean-value at risk portfolio efficiency: approaches based on data envelopment analysis models with negative data and their empirical behaviour. **4OR**, 14(1), 77-99.
- CAVA, P. B., SALGADO, A. P., BRANCO, A., & DE FREITAS, M. (2016). Evaluation of bank efficiency in Brazil: a DEA approach. **RAM. Revista de Administração Mackenzie**, 17(4), 62-84.

- CHALUVADI, S., RAUT, R., & GARDAS, B.B. (2018), Measuring the performance efficiency of banks in a developing economy the case study of Indian public sector vs private sector. **Benchmarking: An International Journal**, 25(2), pp. 575-606.
- CHARNES, A., COOPER, W. W., & RHODES, E. (1979). Short communication: measuring efficiency of decision making units. **European Journal of Operations Research**, 3(4), p. 339-349.
- CHO, T. Y., & CHEN, Y. S. (2021). The impact of financial technology on China's banking industry: An application of the metafrontier cost Malmquist productivity index. **The North American Journal of Economics and Finance**, 57, p. 101414.
- COOPER, W. W., SEIFORD, L. M., & TONE, K. (2007). **Data envelopment analysis: a comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software**. 2nd Ed. New Yourk: Springer.
- DALY, S., & FRIKHA, M. (2017). Determinants of bank performance: comparative study between conventional and Islamic banking in Bahrain. **Journal of the Knowledge Economy**, 8(2), 471-488.
- DOYLE, J., & GREEN, R. (1994). Efficiency and cross-efficiency in DEA: derivations, meanings and uses. **Journal of the Operations Research Society**, 45(5), 567-578.
- DUGUMA, G. J., & HAN, J. (2021). Effect of deposit mobilization on the technical efficiency of rural saving and credit cooperatives: Evidence from Ethiopia. **Annals of Public and Cooperative Economics**, 92(4), 621-647.
- DUTTA, P., JAIN, A., & GUPTA, A. (2020). Performance analysis of non-banking finance companies using two-stage data envelopment analysis. **Annals of Operations Research**, 295(1), 91-116.
- EFRON, B., & LEPAGE, R. (1992). **Introduction to bootstrap**. New Yourk: Wiley & Sons.
- FERNANDES, F.D.S.; STASINAKIS, C. & BARDAROVA, V. (2018). **Two-stage DEA-Truncated Regression: application in banking efficiency and financial development**. *Expert Systems with Applications*, 96, 284-301.
- FERREIRA, R. DO N. (2012). Governança corporativa e desempenho: uma análise em empresas brasileiras de capital aberto [Tese de Doutorado em Administração, Universidade Federal de Lavras].
- GANDHI, A. V., SHARMA, D. (2018). Technical efficiency of private sector hospitals in India using data envelopment analysis. **Benchmarking: An International Journal**. 25(9), pp. 3570-3591.
- GURJAR, H., TRIPATHI, A., & JOSHI, M. C. (2021). **The bank efficiency through off-balance sheet items' window: a Malmquist approach**. *Vision*, 25(4), 448-459.
- HENRIQUES, I. C., SOBREIRO, V. A., KIMURA, H., & MARIANO, E. B. (2020). **Two-stage DEA in banks: Terminological controversies and future directions**. *Expert Systems*

with Applications, 161, 113632.

- HSIAO, B., CHEN, L. H., & WU, H. T. (2019). Assessing performance of Taiwan hospitals using data envelopment analysis: In view of ownership. **The International journal of health planning and management**, 34(1), e602-e616.
- KAMEL, M. A., MOUSA, M. E. S., & HAMDY, R. M. (2021). Financial efficiency of commercial banks listed in Egyptian stock exchange using data envelopment analysis. **International Journal of Productivity and Performance Management**. Ahead-of-Print. ISSN 1741-0401 DOI: 10.1108/IJPPM-10-2020-0531.
- KAMYAB, P., MOZAFFARI, M. R., GERAMI, J., & WANKEI, P. F. (2020). Two-stage incentives system for commercial banks based on centralized resource allocation model in DEA-R. **International Journal of Productivity and Performance Management**. 70(2), 427–458.
- KASIM, M. M., RAMLI, R., BATEN, M. A., JAMIL, J. M., & TALEB, M. (2019). Efficiency of Banks in Malaysia: a Super Efficiency Approach. **Engineering Economics**, 30(4), 442-450.
- KAZMIRCZAK, G. J., MINATTI FERREIRA, D. D., & MUSSOI RIBEIRO, A. (2019). Benchmark Universitário:(In) Eficiência dos Gastos Públicos com Diárias e Passagens das Universidades Federais Brasileiras. **Revista FSA**, 16(5), 77-105.
- KHAN, A., & SHIREEN, S. (2020). Drivers of financial and operational efficiency of MFIs: empirical evidences from Eastern Europe and Central Asia. **Benchmark: An International Journal**, 27 (9), pp. 2679-2697.
- KHEZRIMOTLAGH, D., COOK, W. D., & ZHU, J. (2021). Number of performance measures versus number of decision making units in DEA. **Annals of Operations Research**, 303(1), 529-562.
- KUNDU, S., & BANERJEE, A. (2021). Operational and policy efficiency: a comparison between public and private Indian banks. **International Journal of Productivity and Performance Management**. Ahead of Print, DOI: 10.1108/IJ PPM-06-2020-0322.
- LE, M., HOANG, V. N., WILSON, C., & NGO, T. (2020). Risk-adjusted efficiency and bank size in a developing economy: an analysis of Vietnamese banks. **Journal of Economic Studies**. 47(2), pp. 386-404.
- LI, F., ZHU, Q., & LIANG, L. (2018). Allocating a fixed cost based on a DEA-game cross efficiency approach. **Expert Systems with Applications**, 96, 196-207.
- MAHMOUDABADI, M. Z., & EMROUZNEJAD, A. (2019). Comprehensive performance evaluation of banking branches: A three-stage slacks-based measure (SBM) data envelopment analysis. **International Review of Economics & Finance**, 64, 359-376.
- MOHAPATRA, S., JENA, S. K., MITRA, A., & TIWARI, A. K. (2019). Intellectual capital and firm performance: evidence from Indian banking sector. **Applied Economics**, 51(57), 6054-6067.

- PIMENTEL, F. (2009). **Curso de estatística experimental**. 15. ed. Piracicaba: Fealq.
- REIS, S. G. D., & MARTINS, E. (2001). Planejamento do balanço bancário: desenvolvimento de um modelo matemático de otimização do retorno econômico ajustado ao risco. **Revista Contabilidade & Finanças**, 12, 58-80.
- RSTUDIO TEAM. (2020). **RStudio: Integrated Development for R**. RStudio, PBC. <http://www.rstudio.com/>.
- SÁEZ-FERNÁNDEZ, F. J., PICAZO-TADEO, A. J., & JIMÉNEZ-HERNÁNDEZ, I. (2021). Performance and risk in the Brazilian banking industry. **Heliyon**, 7(3), e06524.
- SHAHWAN, T. M., & HABIB, A. M. (2021). Do corporate social responsibility practices affect the relative efficiency of Egyptian conventional and Islamic banks? **International Journal of Emerging Markets**. Ahead of Print. DOI: 10.1108/IJOEM-05-2020-0518.
- SHERMAN, H.D. AND GOLD, F. (1985). Bank branch operating efficiency: evaluation with data envelopment analysis. **Journal of Banking and Finance**, 9(2), 297-315.
- SIMPER, R., HALL, M. J., LIU, W., ZELENYUK, V., & ZHOU, Z. (2017). How relevant is the choice of risk management control variable to non-parametric bank profit efficiency analysis? The case of South Korean banks. **Annals of Operations Research**, 250(1), 105-127.
- STAUB, R. B., E SOUZA, G. D. S., & TABAK, B. M. (2010). Evolution of bank efficiency in Brazil: A DEA approach. **European journal of operational research**, 202(1), 204-213.
- SULAEMAN, H. S. F., MOELYONO, S. M., & NAWIR, J. (2019). Determinants of banking efficiency for commercial banks in Indonesia. **Contemporary Economics**, 13(2), 205-218.
- TSOLAS, I. E., CHARLES, V., & GHERMAN, T. (2020). Supporting better practice benchmarking: A DEA-ANN approach to bank branch performance assessment. **Expert Systems with Applications**, 160, 113599.
- VIDYARTHI, H. (2019). Dynamics of intellectual capitals and bank efficiency in India. **The Service Industries Journal**, 39(1), 1-24.
- WANKE, P., & BARROS, C. (2014). Two-stage DEA: An application to major Brazilian banks. **Expert systems with applications**, 41(5), 2337-2344.
- WANKE, P., MAREDZA, A., & GUPTA, R. (2017). Merger and acquisitions in South African banking: A network DEA model. **Research in International Business and Finance**, 41, 362-376.
- WASIATURRAHMA, S. R., AJIJA, S. R., SALAMA, S. C. U., & HUDAIFAH, A. (2020). Financial performance of rural banks in Indonesia: A two-stage DEA approach. **Journal of Heliyon**, 6(7), e04390.

WU, M., LI, C., FAN, J., WANG, X., & WU, Z. (2018). Assessing the global productive efficiency of Chinese banks using the cross-efficiency interval and VIKOR. **Emerging Markets Review**, 34, 77-86.