



Universidade de Brasília - UnB

Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Pol. Públicas - FACE

Programa de Pós-Graduação em Administração - PPGA

Eficiência do Setor Bancário Brasileiro: Modelo DEA Dois Estágios com
Regressão Truncada *Bootstrapped*

IAGO COTRIM HENRIQUES

Brasília

2019

Eficiência do Setor Bancário Brasileiro: Modelo DEA Dois Estágios com
Regressão Truncada *Bootstrapped*

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração - PPGA como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Programa de Pós-Graduação em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Vinicius Amorim Sobreiro.

Henriques, Iago Cotrim.

Eficiência do Setor Bancário Brasileiro: Modelo DEA Dois Estágios com Regressão Truncada *Bootstrapped*. / Iago Cotrim Henriques; orientador Vinicius Amorim Sobreiro. -- Brasília, 2019.

196 p.

Dissertação (Mestrado - Mestrado em Administração) -- Universidade de Brasília, 2019.

1. Eficiência Bancária. 2. Modelo DEA dois estágio. 3. *Bootstrap*. I. Sobreiro, Vinicius Amorim, orient. II. Título.

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, Antônio José Gonçalves Henriques e Meire Elizabete Cardozo Cotrim Henriques, por tudo que representam na minha vida e por todo apoio que sempre recebi.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço a Deus, pois se não fosse por Tua graça nada disso seria possível.

Agradeço aos meus pais, Meire e Antônio, que sempre me apoiaram e nunca mediram esforços em me proporcionar o melhor. Sou muito grato a Deus por ser filho de vocês. Agradeço ao meu irmão Rafael e meu primo Caio por toda amizade ao longo desses anos. Vocês são os melhores!

Agradeço a diversas pessoas que também me apoiaram nessa caminhada, em especial a Gabi, Julietty, Maressa, Douglas, Eduardo, que me ajudaram e tornaram esse momento ainda mais singular.

Um agradecimento especial ao meu amigo e orientador, Prof. Dr. Vinicius Sobreiro, a quem tive o privilégio de já ter sido orientado em meu trabalho na graduação e que sempre se colocou a disposição para me ajudar. Aprendi muito com você ao longo desses anos e certamente este trabalho não teria sido concluído sem a sua orientação.

Agradeço aos professores Prof. Tit. Herbert Kimura e Prof. Dr. Enzo Barberio Mariano pela parceria e suporte, em especial nos trabalhos acadêmicos. Sem a contribuição de vocês esses trabalhos não teriam se tornado realidade. Agradeço aos demais professores do Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA) por todo aprendizado que tive no mestrado.

Por fim, agradeço a Capes pelo auxílio financeiro que recebi nesses dois anos e a Universidade de Brasília, como um todo, pela oportunidade de realização desse curso.

IAGO COTRIM HENRIQUES

EPÍGRAFE

"Porque o Senhor dá a sabedoria, e da sua boca vem a inteligência e o entendimento."

Provérbios 2:6

RESUMO

Tendo em vista a importância e a complexidade do setor bancário, esse setor tem sido foco de muitos estudos de eficiência. Nesse sentido, dentre as técnicas existentes para mensuração do desempenho, a Análise Envoltória de Dados (DEA) tem se destacado por necessitar de poucas informações prévias e a possibilidade de lidar com processos produtivos complexos, como é o caso do setor bancário. Entretanto, os modelos *Data Envelopment Analysis* (DEA) tradicionais são frequentemente criticados por não reconhecerem que fatores ambientais, exógenos, podem influenciar os índices de eficiência. Diante desse contexto, os modelos dois estágios externos têm ganhado notoriedade por justamente possibilitar superar tais limitações. O presente estudo utilizou um modelo dois estágios DEA com regressão truncada *bootstrapped* com o objetivo de mensurar a eficiência do setor bancário brasileiro no ano de 2018, considerando tanto a abordagem de intermediação quanto a de produção na seleção das variáveis. Além disso, buscou-se verificar se variáveis não discricionárias como o controle estatal, o fato de ser estrangeiro, risco de crédito, capitalização e lucratividade impactam na eficiência dos bancos, tanto em seu papel de intermediador financeiro, quanto na função de ofertar serviços aos clientes. Cinco amostras foram utilizadas, em que o maior valor de eficiência média no modelo de intermediação foi 62,13% na Eficiência Puramente Técnica (EPT) e 46,75% na Eficiência Técnica (ET), enquanto que o maior valor médio da eficiência livre de viés foi de 45,20% e 36,49%, respectivamente. Para o modelo de produção, o maior valor da eficiência média foi de 79,94% em EPT e 67,41% em ET, ao passo que após a correção de viés essa eficiência foi de 66,53% e 57,46%, respectivamente. As hipóteses em relação a lucratividade e capitalização foram confirmadas, enquanto que para a variável controle estatal o impacto se alterou de acordo com o escopo considerado, confirmando a hipótese no que tange ao modelo de produção e rejeitando para o modelo de intermediação. O controle estrangeiro apresentou relação negativa com a eficiência, indicando a rejeição da hipótese, e a variável risco de crédito não foi significativa no modelo de produção e teve, em sua maioria, relação positiva com a eficiência no modelo de intermediação, sugerindo também a rejeição da hipótese proposta. Implicações dos resultados foram discutidas e medidas para impulsionar a eficiência do setor foram indicadas.

Palavras-chaves: Eficiência bancária; Modelo DEA dois estágios; *Bootstrap*.

ABSTRACT

Given the importance and complexity of the banking sector, this sector has been the focus of many efficiency studies. In this sense, among the techniques for measuring performance, Data Envelopment Analysis (DEA) has been highlighted because it requires few prior information and enables to deal with complex production processes, such as the banking sector. However, traditional DEA models are often criticized for not recognizing that exogenous, environmental factors can influence efficiency. Given this context, the external two-stage DEA models have gained notoriety for precisely making it possible to overcome such limitations. The present study used a two-stage DEA model with Bootstrap Truncated Regression with the objective of measuring the efficiency of the Brazilian banking sector in 2018, considering both the intermediation approach and the production approach in the selection of variables. In addition, this study sought to verify whether non-discretionary variables such as state control, the fact of being foreign, credit risk, capitalization and profitability impacts on banks' efficiency, both in their role of financial intermediary and in the function of offering services to clients. Five samples were used, in which the highest average value of efficiency in the intermediation model was 62.13% in PTE and 46.75% in TE, while the highest average bias corrected efficiency value was 45.20% and 36.49%, respectively. For the production model, the average efficiency was 79.94% in PTE and 67.41% TE, while after the bias correction this efficiency was 66.53% and 57.46%, respectively. The hypotheses regarding profitability and capitalization were confirmed, while for the variable state control the impact changed according to the scope considered, confirming the hypothesis regarding the production model and rejecting it for the intermediation model. Foreign control presented a negative relation with efficiency, indicating the rejection of the hypothesis, and the credit risk variable was not significant in the production model and presented, in most cases, positive relation with the efficiency in the intermediation model, also suggesting the rejection of the hypothesis proposed. Implications of the results were discussed and measures to boost the efficiency of the sector were indicated.

Keywords: Banking efficiency; two-stage DEA model; Bootstrap.

LISTA DE FIGURAS

2.1	Modelo DEA de dois estágios internos com X_i <i>inputs</i> , Y_i <i>outputs</i> e W_i variáveis intermediárias.	22
2.2	Modelo DEA de dois estágios externos.	23
2.3	Passos para a revisão da literatura.	40
2.4	Distribuição de frequência para a Classificação 1.	51
2.5	Distribuição de frequência para a Classificação 2.	52
2.6	Distribuição de frequência para a Classificação 3.	53
2.7	Distribuição de frequência para a Classificação 4.	54
2.8	Distribuição de frequência para a Classificação 5.	56
2.9	Distribuição de frequência para a Classificação 6.	57
2.10	Distribuição de frequência para a Classificação 7.	57
2.11	Distribuição de frequência para a Classificação 8.	58
2.12	Distribuição de frequência para a Classificação 9.	59
3.1	Comparação entre CCR e BCC.	84

LISTA DE TABELAS

2.1	Produtividade e eficiência.	14
2.2	Breve descrição dos objetivos e resultados de cada estudo analisado.	35
2.3	Codificações utilizadas.	45
2.4	Número de artigos por ano e por <i>journal</i>	47
2.5	Resultados das codificações.	50
2.6	Resultados da Classificação IO.	60
2.7	<i>Inputs, outputs</i> , variáveis exógenas e seus respectivos impactos na eficiência por abordagem e eficiência.	71
2.8	Número de bancos no Brasil.	73
2.9	Nível de concentração.	75
3.1	Resumo dos <i>inputs e outputs</i> do modelo de intermediação.	87
3.2	Resumo dos <i>inputs e outputs</i> do modelo de produção.	87
3.3	Resumo das variáveis explicativas da eficiência utilizadas no segundo estágio.	87
4.1	Estatística descritiva das variáveis do modelo de intermediação e produção, além das variáveis exógenas.	96
4.2	Correlação de Pearson entre as variáveis do modelo de intermediação no ano de 2018.	96
4.3	Correlação de Pearson entre as variáveis do modelo de produção no ano de 2018.	96
4.4	Base 1 - Completa contendo a eficiência média dos 81 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.	97
4.5	Super-Eficiência para os modelos CCR e BCC de intermediação e produção para o ano de 2018.	102
4.6	Base 2 - Faixa de corte 2,0: Eficiência média de 73 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.	103
4.7	Base 3 - Faixa de corte 1,2: Eficiência média de 66 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.	104
4.8	Base 4 - Faixa de corte 1,0: Eficiência média de 59 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.	104
4.9	Base 5 - Base gerada considerando Henriques, Sobreiro, Kimura, e Mariano (2018): Eficiência média de 47 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.	106
4.10	Fatores de inflação da variância.	107
4.11	Base 1: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.	109
4.12	Base 2: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.	110
4.13	Base 3: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.	112
4.14	Base 4: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.	113

4.15	Base 5: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.	114
4.16	Impacto e significância das variáveis exógenas na EPT e ET para o modelo de produção.	115
4.17	Impacto e significância das variáveis exógenas na EPT e ET para o modelo de intermediação.	116
A.1	Eficiência do modelo BCC para o modelo de intermediação - Base 1.	125
A.2	Eficiência do modelo CCR para o modelo de intermediação - Base 1.	127
A.3	Eficiência do modelo BCC para o modelo de Intermediação - Base 2.	129
A.4	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Intermediação - Base 2.	131
A.5	Eficiência do modelo BCC para o modelo de Intermediação - Base 3.	133
A.6	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Intermediação - Base 3.	135
A.7	Eficiência do modelo BCC para o modelo de Intermediação - Base 4.	137
A.8	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Intermediação - Base 4.	139
A.9	Eficiência do modelo BCC para o modelo de Intermediação - Base 5.	140
A.10	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Intermediação - Base 5.	141
A.11	Eficiência do modelo BCC para o modelo de produção - Base 1.	143
A.12	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 1.	145
A.13	Eficiência do modelo BCC para o modelo de Produção - Base 2.	147
A.14	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 2.	149
A.15	Eficiência do modelo BCC para o modelo de Produção - Base 3.	151
A.16	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 3.	153
A.17	Eficiência do modelo BCC para o modelo de Produção - Base 4.	155
A.18	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 4.	157
A.19	Eficiência do modelo BCC para o modelo de Produção - Base 5.	158
A.20	Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 5.	159

LISTA DE SIGLAS

AHP	<i>Analytical Hierarchy Process.</i>
ANN	<i>Artificial Neural Networks.</i>
ANP	<i>Analytical Network Process.</i>
BACEN	Banco Central do Brasil.
BB	Banco do Brasil.
BCC	Banker, Cooper e Charnes.
BTR	<i>Bootstrap Truncated Regression.</i>
CCR	Charnes, Cooper e Rhodes.
CEF	Caixa Econômica Federal.
CMN	Conselho Monetário Nacional.
CRS	<i>Constant Return Scale.</i>
DEA	<i>Data Envelopment Analysis.</i>
DFA	<i>Distribution Free Approach.</i>
DMU	<i>Decision Making Units.</i>
EPT	Eficiência Puramente Técnica.
ES	Eficiência de Escala.
ET	Eficiência Técnica.
F&A	Fusões e Aquisições.
FDH	<i>Free Disposal Hull.</i>
IHH	Índice de Herfindahl - Hirschman.
IRPJ	Imposto de Renda Pessoa Jurídica.

NDEA	Network DEA.
OLS	Método dos Mínimos Quadrados Ordinários ou <i>Ordinary Least Squares</i> .
PECLD	Perda estimada em crédito de liquidação duvidosa.
PROER	Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional.
PROES	Programa de Incentivo para a Redução do Setor Público Estadual na Atividade Bancária.
ROA	Retorno sobre o ativo.
SBM	<i>Slack Based Model</i> .
SFA	<i>Stochastic Frontier Analysis</i> .
SFN	Sistema Financeiro Nacional.
SUMOC	Superintendência da Moeda e do Crédito.
TFA	<i>Thick Frontier Approach</i> .
VIF	<i>Variance Inflation Factor</i> .
VRS	<i>Variable Return Scale</i> .

LISTA DE SÍMBOLOS

x_a	<i>Input</i> da DMU em análise.
x_p	<i>Input</i> da DMU mais produtiva.
x	<i>Input</i> da DEA.
y_a	<i>Output</i> da DMU em análise.
y_p	<i>Output</i> da DMU mais produtiva.
y	<i>Output</i> da DEA.
θ	Índice de eficiência.
θ_k	Eficiência da DMU _k .
u, v	pesos do <i>outputs</i> e <i>inputs</i> a serem calculados pela DEA.
u	Variável que representa os resultados de escala.

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA	v
AGRADECIMENTOS	vii
EPÍGRAFE	ix
RESUMO	xi
ABSTRACT	xiii
LISTA DE FIGURAS	xv
LISTA DE TABELAS	xvii
LISTA DE SIGLAS	xix
LISTA DE SÍMBOLOS	xxi
SUMÁRIO	xxiii
1 INTRODUÇÃO	I
2 REVISÃO DA LITERATURA	7
2.1 Técnicas de estimação da fronteira de eficiência	8
2.2 Breve histórico e relevância da DEA	10
2.2.1 Relevância da DEA	12
2.2.2 Conceitos, modelos e aplicabilidade da DEA	13
2.2.3 Eficiência	16
2.3 DEA e eficiência bancária	17
2.4 Modelo DEA de dois estágios	21
2.4.1 Modelo DEA de dois estágios internos	21
2.4.2 Modelo DEA de dois estágios externos	22
2.4.3 Modelos dois estágios no setor bancário brasileiro	36
2.5 Revisão da literatura - Modelo DEA dois estágios	37
2.5.1 Resultados da revisão	46
2.6 Sistema Financeiro Nacional - SFN	72
3 MÉTODO	77
3.1 Modelos DEA	77
3.1.1 Modelo CCR	79
3.1.2 Modelo BCC	81
3.1.3 Definição do critério para escolha de variáveis	84
3.2 Base de dados e amostra	89

3.3	Modelo do segundo estágio - <i>Bootstrap Truncated Regression</i>	90
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	95
4.1	Segundo Estágio	107
5	CONCLUSÕES	119
5.1	Contribuições	121
5.2	Limitações e recomendações futuras	121
A	TABELAS DE EFICIÊNCIA	123
	REFERÊNCIAS	160
	GLOSSÁRIO	171

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

“Quem pensa ver algo sem falhas pensa
naquilo que nunca existiu, que não
existe, e que nunca existirá.”
—Alexander Pope.

O setor bancário é uma das indústrias mais complexas e consiste em um dos principais contribuintes da riqueza de um país (Paradi, Rouatt, & Zhu, 2011, p. 99). De maneira semelhante, K. Wang, Huang, Wu, e Liu (2014, p. 5) apontam que esse setor desempenha um papel cada vez mais crítico no desenvolvimento do sistema financeiro. Diante da relevância de tais instituições, a performance dos bancos tem sido uma questão de grande interesse de diversos *stakeholders* como reguladores, clientes, investidores, e o público em geral (Fethi & Pasiouras, 2010), principalmente após o colapso econômico de 2007-8 (LaPlante & Paradi, 2015). Se anteriormente a análise do performance dos bancos era feita principalmente por meio de índices financeiros, que de acordo com Zhu (2000) são medidas insatisfatórias de desempenho, com os avanços em técnicas de pesquisa operacional, esse cenário se alterou com o surgimento de técnicas como a DEA, sendo esta uma das mais populares atualmente para analisar a eficiência de organizações (Wu, Yang, & Liang, 2006).

Modenesi (2007) destaca que as instituições financeiras são capazes de corrigir parcialmente imperfeições no mercado, como a assimetria informacional, a falta de garantia de pagamentos dos empréstimos, a diferença entre volume de capital disponível para empréstimo de um investidor e o volume necessário pelos tomadores de empréstimo e, por fim, a incompatibilidade de prazos entre agentes superavitários e agentes deficitários. Além disso, outra atividade de grande importância dessas instituições é o gerenciamento do risco. Jorion (2006, p. 4) afirma que a finalidade das instituições financeiras é assumir, intermediar ou aconselhar sobre o risco.

¹ Por contarem com grandes volumes de recursos, essas instituições conseguem absorver risco não sistemáticos por meio da diversificação de suas carteiras de investimentos. Com isso, elas

¹Dentre as várias definições de risco, considera-se aqui a definição de Jorion (2006, p. 3), em que risco representa a volatilidade de resultados inesperados. Para maiores informações sobre os tipos de risco e como as instituições financeiras os gerenciam, por favor, veja Jorion (2006).

são capazes de minimizar o risco inerente a atividade de intermediação financeira, fornecendo aos seus clientes superavitários a garantia de pagamento dos recursos emprestados.

Dentre as várias instituições financeiras existentes, os bancos, foco deste trabalho, são responsáveis por compatibilizar as necessidades de financiamento de investidores com o desejo de poupar de agentes superavitários, realizando a operação conhecida como transformação de prazos, compreendida como a captação de recursos de curto prazo, frequentemente recuperáveis, e o empréstimo desses recursos a um prazo maior aos agentes que queiram realizar investimentos (Modenesi, 2007, p. 65). Com isso, não há a necessidade que emprestadores e tomadores de recursos entrem em acordo diretamente sobre os prazos dos recursos negociados. A propósito, esses agentes sequer precisam conhecer um ao outro, uma vez que o banco realizará essa atividade de intermediação (Ross, Westerfield, & Jaffe, 2008, pp. 57–58).

Fethi e Pasiouras (2010, p. 189) destacam que os bancos desempenham um papel central na economia, pois guardam as reservas do público em geral e financiam o desenvolvimento de negócios e trocas. Eles apontam ainda que diversos estudos argumentam que eficiência dos intermediários financeiros afeta o crescimento econômico enquanto que outros indicam que insolvências bancárias podem resultar em crises sistêmicas com severas consequências para a economia como um todo.

Dado a relevância dos bancos para um país, diversos pesquisadores têm buscado mensurar a performance de tais instituições. Um ponto de partida nesse sentido é a pesquisa de Sherman e Gold (1985), que constataram a dificuldade em avaliar a performance bancária por meio de indicadores contábeis, sendo o primeiro estudo a aplicar a DEA em bancos. Eles evidenciaram que indicadores como a lucratividade não seriam tão apropriados para avaliar o desempenho de agências bancárias, uma vez que uma agência pode estar cumprindo sua meta de atender serviços específicos e ser considerada como ineficiente, enquanto que outra agência, por disponibilizar serviços mais rentáveis, gere mais lucros e seja tida como eficiente pelo indicador, ainda que ela pudesse ter lucros muito maiores se cortasse certas despesas. O problema em relação a lucratividade, portanto, é que ela não pode avaliar corretamente o quão eficiente os recursos estão sendo utilizados para gerar determinados serviços.

Outros indicadores foram testados, como os custos de transação, que possibilitaria analisar o custo de cada operação individualmente. Entretanto, esse indicador não analisa a complexidade de cada transação das agências, implicando que as agências com transações mais complexas seriam apontadas como ineficientes (Sherman & Gold, 1985, pp. 299–300). Tendo em vista a necessidade de aplicar uma técnica que permita analisar a performance do banco considerando o ambiente complexo em que tais instituições estão inseridas e as peculiaridades da atividade de intermediação financeira, Sherman e Gold (1985, pp. 300–302) viram uma possibilidade de aplicação da recém criada DEA. Até então, grande parte da aplicação da DEA era em organizações não lucrativas. Desde então, o setor bancário tornou-se uma das principais áreas de aplicação da DEA (Emrouznejad, Parker, & Tavares, 2008; Emrouznejad & Yang, 2017) com pesquisas em diversos países ao redor do mundo.

É válido destacar que a dificuldade de mensurar a performance de uma determinada organização não é exclusividade do setor bancário. É justamente nesse contexto que surge umas das principais pesquisas que deram embasamento teórico para a DEA, o artigo seminal de Farrell (1957). Um dos pioneiros dos estudos de eficiência, Farrell (1957) verificou que indicadores tradicionais de produtividade, como a produtividade total dos fatores ou indicadores de produtividade parcial como a produtividade do capital, produtividade média por trabalhador, dentre outras, eram formas insatisfatórias de avaliar a eficiência organizacional. Em face disso, ampliando os trabalhos de Debreu (1951) e Koopmans (1952), ele chamou atenção para o conceito de eficiência técnica, que pode ser compreendida como a melhor combinação de insumos para gerar um determinado produto. Além disso, ele verificou que a eficiência produtiva não era composta somente pela eficiência técnica, mas também pela eficiência alocativa, que reflete a capacidade

das unidades produtivas de selecionar os *inputs* e *outputs* considerando seus respectivos preços, buscando minimizar os custos.

Utilizando as manipulações algébricas descritas em Charnes e Cooper (1962, pp. 181–185) para transformar problemas de programação linear fracionais em programação linear simples e as formulações de Farrell (1957), Charnes, Cooper, e Rhodes (1978), aproximadamente 20 anos depois, avaliaram o programa *Follow Through*, uma política patrocinada pelo governo federal americano para estudantes pertencentes a minorias. Para tal, eles propuseram uma nova técnica, chamada de DEA, que mensura a eficiência relativa de um grupo de unidades produtivas, chamadas de *Decision Making Units* (DMU), criando, a partir das DMUs da amostra, uma fronteira eficiente, contendo as melhores práticas identificadas. Nesse sentido, é válido destacar que esse modelo possibilitou trabalhar com múltiplos múltiplos *inputs* e *outputs*.² Esse modelo básico da DEA ficou conhecido como modelo Charnes, Cooper e Rhodes (CCR), por conta das letras iniciais dos autores e, também, de *Constant Return Scale* (CRS), por trabalhar com retornos constantes de escala. Posteriormente, Banker, Charnes, e Cooper (1984, p. 1086) estenderam o modelo CCR com a introdução de uma variável na formulação matemática que permite analisar os retornos variáveis de escala, criando assim o modelo Banker, Cooper e Charnes (BCC) ou *Variable Return Scale* (VRS).

No tocante a DEA, ela consiste em uma técnica matemática não paramétrica de programação linear cujo objetivo é analisar um grupo homogêneo de DMUs que contenham os mesmos insumos e produtos, para assim identificar as organizações mais eficientes e apontar o que as ineficientes devem fazer para se tornar eficientes. Ela não necessita de especificações no que tange a forma da fronteira de produção, sendo necessárias poucas informações *a priori* para aplicar o modelo. Dentre seus pontos fortes, pode-se destacar a efetividade em lidar com processos produtivos complexos (Schaffnit, Rosen, & Paradi, 1997, p. 270), possibilidade de trabalhar com *inputs* e *outputs* em diferentes escalas de medida (Svitalkova, 2014, p. 645), análise de cada DMU individualmente, comparando-as com as outras DMUs, sendo que o processo de otimização será realizado para todas as DMUs da amostra (Řepková, 2014, p. 589) e a identificação das DMUs ineficientes, com a indicação dos *benchmarks* (Aggelopoulos & Georgopoulos, 2017, p. 1172). A DEA se popularizou rapidamente entre pesquisadores, sendo utilizada para mensurar a eficiência relativa nas mais diversas áreas como transporte rodoviário, aeroportos, escolas, esportes, marketing, manufatura, tópicos relacionados ao meio ambiente, estratégia organizacional, agricultura, além do próprio setor bancário (Mariano, Almeida, & Rebelatto, 2006, p. 3).

A despeito de sua alta popularidade, os modelos tradicionais DEA recebem críticas pelo fato de tratarem o processo produtivo como uma “caixa preta”, em que as variáveis de entrada são transformadas no processo produtivo da DMU, gerando as variáveis de saída sem que haja uma modelagem explícita de como ocorre essa transformação (Färe & Grosskopf, 2000). Ademais, Paradi et al. (2011, p. 100) destacam que grande parte da rejeição por parte de administradores atinente as sugestões de melhorias feitas pela DEA ocorre por conta do modelo não considerar fatores ambientais, externos a organização, em que os administradores não possuem controle sobre tais fatores. Em outras palavras, o ambiente em que o banco está inserido não é considerado na análise. Por diversas vezes, um banco é apontado como eficiente simplesmente por estar em um ambiente mais favorável. Por fim, Barros e Assaf (2009, p. 4100) destacam que os índices da DEA são dependentes entre si no sentido estatístico, então utilizar tais índices em um segundo estágio pode violar premissas básicas dos modelos de regressão. Esse problema de correlação serial é discutido em Simar e Wilson (2007).

Visando aprimorar a aplicação da DEA, modelos DEA de dois estágios vêm ganhando

²Farrell (1957, pp. 269–277) trabalhou com exemplos numéricos de múltiplos *inputs* e apenas um *output*, apesar dele ter formulado problemas com múltiplos *outputs*. Charnes et al. (1978) tiveram o mérito, portanto, de lidar empiricamente com múltiplos *outputs*.

grande destaque na literatura por justamente possibilitar superar as limitações supracitadas. É importante, entretanto, fazer uma ressalva no que tange a terminologia dois estágios DEA. Ao buscar artigos com tal terminologia, diferentes modelos são identificados, muitos deles com finalidades bem distintas. Visando ter uma distinção mais clara entre tais modelos, pode-se segregá-los em modelo DEA de dois estágios internos, que tratam do processo produtivo, e modelo DEA de dois estágios externos, que se referem a utilização de uma outra técnica no segundo estágio após a mensuração da eficiência pela DEA no primeiro. Enquanto os modelos internos permitem superar o problema da “caixa preta”, os modelos externos possibilitam uma análise mais completa das DMUs.

Dentre os modelos DEA de dois estágios externos, destaca-se o *Bootstrap Truncated Regression* (BTR) de Simar e Wilson (2007). O BTR permite a inclusão de variáveis exógenas na análise, possibilitando verificar o impacto dessas variáveis na eficiência de forma consistente, tendo em vista que o BTR corrige a correlação serial existente nos modelos determinísticos da DEA (Barros & Assaf, 2009; Fernandes, Stasinakis, & Bardarova, 2018; Gulati & Kumar, 2017), gerando inferências válidas no segundo estágio.

Apesar da utilização do BTR no segundo estágio ter crescido consideravelmente nos últimos anos, conforme discutido na Seção 2.5, diversas oportunidades de aplicação ainda existem na literatura, tendo em vista os diferentes escopos possíveis de analisar os bancos, bem como os diferentes modelos DEA e o grande número de variáveis exógenas a ser utilizada no segundo estágio. No caso brasileiro, até onde se sabe, somente Wanke e Barros (2014) utilizaram o BTR com a finalidade de verificar o impacto das variáveis ambientais na eficiência do setor bancário. Esta pesquisa se diferencia do trabalho de Wanke e Barros (2014) primeiramente por considerar outras variáveis ambientais como lucratividade, risco de crédito e capitalização, e também por selecionar diferentes *inputs* e *outputs* o que, por sua vez, afeta os índices de eficiência mensurados pela DEA. Por fim, este trabalho supre uma lacuna na literatura, discutida na Seção 2.5, ao considerar mais de uma abordagem e analisar a influência das variáveis não discricionárias tanto na eficiência do banco em seu papel de intermediador financeiro (Sealey & Lindley, 1977) quanto na função de ofertar serviços aos clientes (Benston, 1965).

Nesse sentido, tendo em vista que a grande maioria dos estudos seguiram ou a abordagem de intermediação ou de produção, **o presente estudo tem por objetivo mensurar a eficiência bancária, indicando quais bancos foram mais eficientes tanto pela abordagem de intermediação quanto de produção e investigar a influência das variáveis não discricionárias como o fato do banco ser público ou privado, doméstico ou estrangeiro, lucratividade, capitalização, e o risco de crédito nesses índices de eficiência** para que seja possível comparar os resultados com a literatura que tenha utilizado as mesmas abordagens. À vista disso, as seguintes hipóteses foram elaboradas, considerando apontamentos da literatura:

- H_1 : É comum a ideia de que os bancos públicos tendem a ser mais ineficientes do que os bancos privados, em razão dos princípios da Teoria da Agência (Staub, Silva Souza, & Tabak, 2010, p. 207), portanto *espera-se que bancos públicos sejam mais ineficientes do que os privados tanto em seu papel de ofertar serviços aos clientes quanto de intermediador financeiro*;
- H_2 : Segundo Wanke e Barros (2014, p. 2340), a transferência de conhecimento da matriz pode impactar positivamente na eficiência dos bancos estrangeiros localizados no país. Além disso, os grandes bancos estrangeiros contam com um forte aporte financeiro de sua matriz e podem ter acesso ao mercado financeiro internacional mais facilmente, o que pode resultar em menores custos para empréstimos. Nesse sentido, *espera-se que bancos estrangeiros sejam mais eficientes do que domésticos tanto na intermediação quanto em ofertar serviços*;

- H₃: Um dos motivadores para um banco operar de forma eficiente consiste na possibilidade de obter maiores lucros. Bancos mais lucrativos tendem a serem mais atrativos para depósitos do que os demais, além de contarem com mais credibilidade (Shawtari, Ariff, & Razak, 2015, p. 1122). Tendo isso em vista e considerando os resultados empíricos de Gulati e Kumar (2017, p. 10), *espera-se que a lucratividade impacte positivamente na eficiência do banco tanto em seu papel de intermediador financeiro quanto em ofertar serviços aos clientes*;
- H₄: Bancos mais bem capitalizados podem conseguir enfrentar mais confortavelmente situações adversas, com menor probabilidade de falir diante de uma crise (Sufian, 2015, p. 111). Isso pode fornecer ao banco maior credibilidade junto aos clientes por saberem que seus depósitos estariam seguros. Com isso, *espera-se que a capitalização influencie positivamente na eficiência do banco em seu papel ofertar serviços aos clientes e como intermediador financeiro*;
- H₅: Maiores níveis de risco de crédito são frequentemente associados com baixa eficiência ou perda na lucratividade (Fernandes et al., 2018; Shawtari et al., 2015). Além disso, a inadimplência dos clientes é um fator que os bancos buscam minimizar por ter um impacto direto no desempenho. Com isso, *bancos que apresentem maiores riscos de crédito devem ser menos eficientes, principalmente ao considerar o banco no seu papel de intermediador financeiro*;

Diante desse contexto, o presente estudo analisou 81 bancos do Sistema Financeiro Nacional (SFN) no ano de 2018, mensurando a eficiência tanto pelo modelo CCR quanto pelo modelo BCC no primeiro estágio, com a aplicação do procedimento de duplo *bootstrap* de Simar e Wilson (2007), mais especificamente o Algoritmo 2 de seu artigo, para tornar possível testar hipóteses com os índices de eficiência da DEA. No segundo estágio, foi realizada uma regressão truncada em que o índice de eficiência do *bootstrap* DEA é a variável dependente e as variáveis exógenas como o fato do banco ser doméstico ou estrangeiro, público ou privado, risco de crédito, capitalização e lucratividade as variáveis explicativas. Ao final deste trabalho, pretende-se responder as seguintes perguntas:

- Qual o impacto do fato do banco ser público ou privado, estrangeiro ou doméstico, lucratividade, risco de crédito e capitalização na eficiência do banco em relação ao seu papel de intermediador financeiro?
- Qual o impacto do fato do banco ser público ou privado, estrangeiro ou doméstico, lucratividade, risco de crédito e capitalização na eficiência do banco em relação ao papel de ofertar serviços aos clientes?
- Há diferença no impacto dessas variáveis entre os diferentes tipos de escopo de análise e de eficiência?

Visando responder as perguntas de pesquisa, este trabalho está organizado da seguinte forma: no Capítulo 2 é apresentado o embasamento teórico desta pesquisa, discutindo sobre as técnicas de fronteira de eficiência, surgimento e os trabalhos clássicos em que DEA se baseou. Além disso, é apresentado de forma breve sobre como a DEA ganhou destaque na literatura ao longo dos anos após a sua criação em 1978. Posteriormente, é evidenciado sobre como se iniciou a aplicação dos modelos dois estágios DEA nos bancos, suas principais características e como está o estado da arte nesse sentido. Isso foi feito por meio de uma revisão sistemática da literatura.

O Capítulo 3, composto pelo método utilizado neste estudo, apresenta na Seção 3.1 os modelos básicos da DEA, o modelo CCR e o modelo BCC, evidenciando suas formulações

matemáticas. É discutido nessa Seção também sobre as principais abordagens para selecionar as variáveis e quais foram utilizadas neste trabalho. Posteriormente, é apresentado sobre como foram selecionados os bancos e de onde as informações referentes as variáveis foram extraídas. A Seção 3.3 discute sobre o procedimento de Simar e Wilson (2007), mais especificamente o Algoritmo 2, que será utilizado no segundo estágio juntamente com uma regressão truncada para verificar o impacto das variáveis ambientais na eficiência.

O Capítulo 4 apresenta os resultados encontrados nesta pesquisa após a aplicação da DEA e do BTR, considerando os modelos de produção e intermediação discutidos no Capítulo 3. Nesse sentido, nesse capítulo é mensurado a eficiência dos bancos brasileiros para o ano de 2018 pelos modelos determinísticos e pelo BTR, em que é calculado a eficiência livre de viés. Cinco amostras foram utilizadas para a mensuração da eficiência, visando tornar a base mais homogênea. Após a mensuração da eficiência, analisou-se o impacto das variáveis exógenas para cada dessas especificações, testando as hipóteses propostas nesta pesquisa.

No último capítulo desta dissertação, o Capítulo 5, é retomado os objetivos deste trabalho e quais foram os resultados encontrados em relação a esses objetivos. Em outras palavras, no Capítulo 5 é apresentado as conclusões deste estudo, além de evidenciar as limitações da presente pesquisa e indicações para estudos futuros.

CAPÍTULO 2

REVISÃO DA LITERATURA

“Algumas pessoas morrem aos 25 anos e
não são enterradas até 75.”
—Benjamin Franklin.

Neste capítulo será discutido sobre a construção do conhecimento sobre eficiência até o surgimento da DEA e o desenvolvimento dessa técnica, bem como sua aceitação nos anos subsequentes. Além disso, será apresentado os conceitos chaves da DEA, sua fundamentação teórica, e diversos estudos que a utilizaram no setor bancário. Para tal, na Seção 2.1 serão apresentados os modelos, tanto paramétricos quanto não paramétricos, de estimação de fronteira de eficiência.

Na Seção 2.2 será discutido sobre o início da DEA e sua fundamentação teórica, demonstrando como o conhecimento foi se construindo inicialmente com os conceitos de eficiência de Debreu (1951); Koopmans (1952); Pareto (1927), posteriormente com o trabalho seminal de Farrell (1957) até a publicação da DEA por Charnes et al. (1978). Depois disso, o foco será na relevância dessa técnica para a academia, sendo que essa relevância será analisada por meio da discussão de algumas revisões da literatura de DEA como a de Emrouznejad et al. (2008); Emrouznejad e Yang (2017). Tendo em vista a confusão frequente por parte de alguns pesquisadores em relação aos termos produtividade e eficiência, essa distinção será feita na Seção 2.2, evidenciado por meio de um exemplo.

Na Seção 2.3 é apresentado como se deu o início da aplicação da DEA no setor bancário, os desafios e oportunidades que os primeiros autores se depararam ao optar pela utilização da DEA e o que motivou tal escolha. Posteriormente, alguns estudos de DEA em bancos foram apresentados, partindo posteriormente para uma discussão sobre os modelos dois estágios nos bancos, que constitui no foco do presente trabalho. Na Seção 2.5 foi realizado uma revisão sistemática da literatura, seguindo os passos apontados por Lage Junior e Godinho Filho (2010), de modelos dois estágios em bancos, para que seja possível identificar os principais tópicos estudados, lacunas e oportunidades nessa área, além de demonstrar os *journals* que mais publicam sobre esse tema. Por fim, na Seção 2.6 é descrito a criação, desenvolvimento, consolidação, bem como as principais características do SFN.

Uma das principais áreas dos estudos de eficiência consiste no setor bancário (Emrouznejad et al., 2008; Emrouznejad & Yang, 2017). Para que seja possível comparar os bancos empiricamente, destacam-se os modelos que constroem uma fronteira eficiente a partir do conjunto de variáveis incluídas no modelo. Berger e Humphrey (1997, p. 175) apontam que os modelos de fronteira eficiente possuem dois pontos fortes:

- Permitem que indivíduos com pouco conhecimento ou experiência institucional identifiquem empresas com as “melhores práticas” em uma indústria específica. Além disso, é possível atribuir valores numéricos a eficiência e identificar utilização em excesso de *inputs* ou uma subprodução de *outputs*;
- Para indivíduos que possuam um maior conhecimento das instituições em análise, é possível aprimorar as operações da DMU em áreas mais complexas do processo produtivo.

Nesse sentido, as fronteiras de eficiência podem ser construídas por meio de modelos paramétricos e não-paramétricos. Silva, Kimura, e Sobreiro (2017, p. 217) apontam que os modelos paramétricos e não-paramétricos diferem principalmente nos pressupostos utilizados para estimar a fronteira eficiente. Além disso, esses modelos diferem em relação a forma de lidar com o erro aleatório.

Analisando primeiramente os modelos paramétricos, Bogetoft e Otto (2014, p. 14) afirmam que eles são caracterizados por serem definidos *a priori*, com a exceção de um conjunto de parâmetros desconhecidos como, por exemplo, a distribuição da eficiência e os ruídos aleatórios, que serão estimados a partir dos dados. Em outras palavras, esses modelos determinam uma forma funcional para a fronteira de eficiência. Nesse sentido, três abordagens paramétricas se destacam, sendo divergentes entre elas principalmente por conta das premissas assumidas em relação a forma da fronteira eficiente e da distribuição do erro aleatório e da eficiência, a saber: a *Stochastic Frontier Analysis* (SFA), *Distribution Free Approach* (DFA) e a *Thick Frontier Approach* (TFA).

A SFA, que consiste na principal abordagem paramétrica (Silva et al., 2017, p. 217), especifica a forma funcional do custo, lucro ou da relação produtiva entre os *inputs* e *outputs*, permitindo a presença do erro aleatório. Berger e Humphrey (1997, p. 178) afirmam que na SFA a distribuição da ineficiência segue uma distribuição assimétrica, devendo ser truncada, já que a ineficiência não pode ser negativa, enquanto que os erros aleatórios seguem uma distribuição simétrica.

Ainda segundo Berger e Humphrey (1997, p. 178), a DFA também especifica uma forma funcional para a fronteira, mas separa a ineficiência do erro aleatório de forma diferente. Ela assume que a ineficiência de cada DMU¹ é estável ao longo do tempo, sendo que os erros aleatórios tendem a se anular no tempo, ou seja, ao contrário da SFA, a DFA não possui premissas fortes em relação as distribuições da ineficiência ou do erro aleatório. As ineficiências podem ter praticamente qualquer distribuição, desde que sejam não negativas.

Por fim, a TFA também especifica uma forma funcional e assume que desvios da performance prevista dentro dos quartis de mais alta e mais baixa performance representam os erros aleatórios, enquanto que desvios entre os quartis de mais alta e mais baixa performance representam a ineficiência (Berger & Humphrey, 1997, pp. 178–179). Portanto, a diferença do erro aleatório em relação a ineficiência é que o primeiro vem de uma comparação dentro dos quartis, enquanto que o segundo é oriundo de uma comparação entre quartis. Essa abordagem não assume premissas em relação as distribuições da ineficiência ou do erro aleatório, com a exceção

¹O conceito de DMU será apresentado na Seção 2.2, mas de forma simplificada consiste em qualquer entidade que transforme *inputs* em *outputs* (Cooper, Seiford, & Tone, 2006, p. 22).

do que foi discutido anteriormente em relação aos quartis. Por fim, a TFA não aponta a eficiência individualmente mas sim constrói uma estimativa geral do nível de eficiência.

O principal problema das técnicas paramétricas é justamente a imposição de uma forma funcional particular com diversos pressupostos em relação a forma da fronteira de eficiência. Caso a forma funcional seja especificada de forma equivocada, a eficiência medida pode ser confundida com os erros de especificação (Berger & Humphrey, 1997, p. 179).

Dentre os estudos que utilizaram a SFA no setor bancário, pode-se citar o de Lensink e Meesters (2014). Eles analisaram o impacto de instituições na eficiência de custo dos bancos em seu papel de intermediador financeiro, ou seja, consideraram a abordagem de intermediação. Para tal, eles utilizaram uma amostra de 7.959 bancos, de 136 países, considerando um período de 10 anos, oriundos da base de dados *BankScope*. Os resultados encontrados por eles reforçam a importância de instituições bem desenvolvidas para uma operação eficiente dos bancos comerciais. Reformas nas instituições consistem em um mecanismo para aprimorar a eficiência bancária.

Analisando agora as técnicas não paramétricas, Bogetoft e Otto (2014, p. 17) afirmam que tais técnicas não especificam a forma funcional da fronteira eficiente, sendo esta fronteira estimada a partir dos próprios dados, ou seja, poucas informações são necessárias *a priori*, sendo essas técnicas bem flexíveis. Nesse sentido, duas técnicas se destacam: a DEA e a *Free Disposal Hull* (FDH).

A DEA, principal técnica não paramétrica, é um modelo de programação linear em que o conjunto de melhores práticas são aquelas em que nenhuma outra unidade produtiva possa conseguir produzir mais *outputs* dado um conjunto de *inputs* ou reduzir seus *inputs*, dado os *outputs* (Charnes, Cooper, Lewin, & Seiford, 1994, pp. 6–7). A fronteira de eficiência é construída por meio de conexão dos pontos referentes as melhores práticas, gerando um conjunto de possibilidades de produção convexas, em que os índices de eficiência serão calculados em relação a essa fronteira (Coelli, Rao, O'Donnell, & Battese, 2005, p. 162). A DEA será melhor discutida em momento futuro neste trabalho, em que serão apresentados seus modelos básicos e suas formulações matemáticas.

A FDH tem por motivação básica assegurar que as avaliações de eficiência sejam efetuadas apenas com performances realmente observadas (Cooper et al., 2006, p. 107), ou seja, as retas que conectam as observações eficientes na DEA, formando a fronteira de eficiência, não são incluídas na FDH. Além disso, diferentemente da DEA, a FDH não requer convexidade.

Houveram estudos que combinaram técnicas paramétricas e não paramétricas como a SFA com DEA, nos quais pode-se citar o de Kohers, Huang, e Kohers (2000); Silva et al. (2017); Thoraneenitiyan e Avkiran (2009). Silva et al. (2017) compararam os resultados da DEA e da SFA em uma amostra extraída do *BankScope* de 461 observações anuais de 61 bancos comerciais chineses, em um formato de painel não balanceado, no período de 2001 a 2012. Eles encontraram que essas técnicas não apresentam *rankings* similares de eficiência sob uma perspectiva individualizada, ou seja, observando os escores de cada DMU especificamente. Entretanto, considerando os escores médios de eficiência ao decorrer do período analisado, as duas técnicas forneceram estimativas bastante próximas, em que os dois modelos foram capazes de apresentar estimativas consistentes no que tange aos escores globais de eficiência durante os anos. Em relação ao desempenho dos bancos chineses, eles identificaram que não houve um aprimoramento na performance durante o período analisado, marcado por uma série de mudanças na regulamentação do setor bancário chinês.

Um apontamento importante em relação a SFA e a DEA, é que enquanto que no SFA é possível trabalhar com resíduo, decompondo-o em dois termos, o ruído estatístico e a própria ineficiência, a DEA não possibilita trabalhar com o erro aleatório no problema de otimização. Com isso, todo desvio da fronteira eficiente é considerado como ineficiência. Nesse sentido, portanto, o SFA produzirá uma fronteira estocástica, enquanto que a DEA produzirá uma fron-

teira determinística (Silva et al., 2017, p. 217). Portanto, um ponto negativo para os modelos não paramétricos é justamente na premissa da inexistência do erro aleatório. Berger e Humphrey (1997, pp. 177–178) listam três aspectos negativos:

- Inexistência do termo erro na construção da fronteira;
- Ausência de efeitos aleatórios, chamado por Berger e Humphrey (1997, p. 177) de “sorte”, que podem temporariamente aumentar a performance de uma DMU de um ano para o outro;
- Não considera imprecisões criadas por regras contábeis que podem fazer com que os *outputs* e *inputs* mensurados desviem dos *outputs* e *inputs* econômicos.

Qualquer um desses erros que apareça pode ser refletido em uma mudança na mensuração da eficiência. Considerando que a DEA mensura uma eficiência relativa, a existência desse erro em uma DMU específica pode afetar a mensuração da eficiência de todas as outras observações que serão comparadas com essa DMU (Berger & Humphrey, 1997, p. 179). Em suma, se o erro aleatório existe, possíveis ineficiências atribuídas a DMUs podem ser na verdade em decorrência do erro, e não com uma má performance.

Por outro lado, as técnicas não paramétricas são superiores as paramétricas no que tange a flexibilidade do modelo. Conforme já discutido anteriormente, uma má especificação da forma funcional nessas últimas técnicas pode comprometer toda a mensuração da eficiência. Staub et al. (2010, pp. 208–209), por exemplo, apontam três problemas no SFA:

1. Modelos mais gerais do que o Cobb-Douglas, como o *translog*² apresentam complicações estatísticas para estimar a eficiência de escala;
2. É difícil de justificar a assunção de independência ao longo do tempo;
3. No caso de múltiplos *outputs*, é necessário obter dados do fator de preço dos *inputs*.

Ainda que cada tipo de modelo apresente suas respectivas limitações, suas aplicações são importantes e permanecem sendo os meios mais utilizados em pesquisas cujo objetivo é mensurar eficiência. Nesse sentido, Berger e Humphrey (1997, p. 179) destacam que não é possível determinar qual abordagem é mais apropriada, já que o verdadeiro nível de eficiência é desconhecido. Eles sugerem que uma solução seria os modelos paramétricos adotarem mais flexibilidade, enquanto que os não paramétricos poderiam seguir duas agendas específicas, a saber: a primeira é analítica e tem por objetivo fornecer fundamentação estatística para a DEA, enquanto que a outra é empírica e busca desenvolver e implementar uma versão estocástica da DEA. É justamente nessas linhas de pesquisa que diversos pesquisadores têm seguido como, por exemplo, Simar e Wilson (2007), com técnicas de *bootstrap* na DEA, que será discutida em momento posterior. Na Seção seguinte será apresentado um breve histórico da DEA, bem como uma discussão sobre sua relevância.

2.2 BREVE HISTÓRICO E RELEVÂNCIA DA DEA

O início da DEA é atribuído a tese de doutoramento de Edward Rhodes, sob a supervisão de William W. Cooper, na Universidade Carnegie Mellon. Rhodes teve como objetivo avaliar o *Program Follow Through*, uma política patrocinado pelo governo federal americano para

²Mais flexível do que o modelo Cobb-Douglas, o modelo *translog* consiste em uma variação da equação da SFA, comumente utilizada na literatura como em Beccalli, Casu, e Girardone (2006, pp. 249–250).

estudantes pertencentes a minorias, como os hispânicos e afro descendentes. Para tal, ele buscou estimar a eficiência técnica relativa de escolas públicas que pertenciam ao programa educacional em comparação com escolas que não pertenciam ao programa (Charnes et al., 1994, p. 3). Para mensurar essa eficiência, ele considerou como *outputs* habilidades psicomotoras, cognitivas e capacidade de se relacionar dos alunos. Já como *inputs* foram considerados o número de professores-hora e o tempo gasto pela mãe com leituras para o filho (Charnes et al., 1978, p. 429).

A dificuldade encontrada por Rhodes em lidar com múltiplos *inputs* e *outputs*, que tinham relações complexas entre si e envolviam balanceamentos, *trade-offs*, desconhecidos (C. M. C. Ferreira & Gomes, 2009, p. 22), culminou na criação da Análise Envoltória de Dados ou *Data Envelopment Analysis* (DEA). Além disso, a necessidade de identificar as melhores escolas na amostra, ou seja, mensurar uma eficiência relativa, comparando as escolas entre si, foi um outro fator motivador para a DEA. Posteriormente, com a publicação do ilustre artigo “*Measuring the efficiency of decision making units*” no *European Journal of Operational Research* (EJOR), em 1978, o primeiro artigo a ser publicado nesse tema e que apresentou a metodologia e rotulou a abordagem com o nome de DEA, essa técnica se tornou bastante popular entre pesquisadores e gestores. Apenas para fins de exemplificação do impacto do trabalho de Charnes et al. (1978), em agosto de 2017 esse artigo possuía 28.162 citações.

Nesse sentido, para que a DEA fosse proposta, foi necessário que algumas peças estivessem em seus lugares (Seiford, 1996, p. 99), ou seja, algumas fundamentações teóricas eram importantes para que a técnica pudesse ser desenvolvida. É nesse aspecto que teóricos como Afriat (1972), Aigner e Chu (1968), Shephard (1970), Debreu (1951) e Farrell (1957), Koopmans (1952), Pareto (1927) e Charnes e Cooper (1962) merecem destaque.

Charnes e Cooper (1962) apresentaram manipulações algébricas que possibilitaram transformar um problema de programação linear fracional em programação linear convencional, Koopmans (1952); Pareto (1927) discorreram sobre conceitos de eficiência, que deram base para o trabalho de Farrell (1957), apontando frequentemente na literatura como precursor da DEA. Nesse sentido, Farrell (1957) apresentou os conceitos relativos de eficiência técnica e eficiência alocativa, além de fazer uma distinção entre produtividade e eficiência. Afriat (1972); Aigner e Chu (1968) apresentaram formas de estimação da função produção, sendo a fronteira criada determinística.

Além desses trabalhos mencionados anteriormente, houve na década de 60 pesquisas que já se aproximavam dos pressupostos da DEA. Isso é destacado por Seiford (1996) em seu artigo que analisou a evolução da DEA após a publicação de Charnes et al. (1978) até o estado da arte na época, nas quais pode-se citar Boles (1966); Bressler (1966); Seitz (1966); Sitorus (1966). Seiford (1996, p. 101) aponta que esses quatro estudos foram apresentados em uma conferência chamada de “*Proceedings of the 39th Annual Meeting of the Western Farm Economics Association*”, cujo objetivo era retomar a atenção de pesquisadores ao trabalho de Farrell (1957), que tinha sido bem recebido na época, mas não houveram aplicações do modelo proposto desde então. Esses quatro artigos resumiram as ideias de Farrell, apontaram formulações de programação linear e procedimentos computacionais para lidar com diversos problemas na eficiência técnica, incluindo o caso de múltiplos *outputs* e, por fim, apresentaram aplicações ilustrativas. Apesar desses autores terem aproximado substancialmente do desenvolvimento da DEA, na década de 60, a técnica permaneceu adormecida até a apresentação e interpretação do método realizada por Charnes et al. (1978).

Definido o contexto anterior a criação da DEA, é importante destacar também a evolução dessa técnica ao longo dos anos subsequentes. Analisando o estado da arte apontado por Seiford (1996, pp. 101–102) no início da década de 80, a DEA era limitada a retornos constantes de escala e só era possível mensurar a eficiência técnica. Poucos artigos utilizavam essa técnica, sendo que as publicações estavam centradas no setor público. Já nos meados da década de 80, já era

possível trabalhar com retornos variáveis de escala, graças ao trabalho de Banker et al. (1984), e os focos de pesquisa se ampliaram consideravelmente, dentre as quais pode-se citar organizações como hospitais, agricultura, instituições militares, cortes, além do próprio setor bancário, com a pesquisa de Sherman e Gold (1985).

De acordo com Seiford (1996, pp. 102–103), na década de 90 diversos refinamentos teóricos e avanços no modelo foram realizados, como a aplicação do Índice de Malmquist por Färe, Grosskopf, Lindgren, e Roos (1994) com o objetivo de analisar a mudança na produtividade de hospitais suecos no período de 1970 a 1985, o modelo FDH, a possibilidade de lidar com variáveis categóricas e/ou não discricionárias e fundamentações estatísticas para a DEA.

Analisado nos anos 2000, diversos avanços na DEA continuam sendo desenvolvidos, nas quais podem citar o modelo *Slack Based Model* (SBM) de Tone (2001), modelos dois estágios, incluindo os *network* DEA, fundamentações estatísticas mais consistentes para a DEA como os modelos *Bootstrap* de Simar e Wilson (2007), dentre outros. Por fim, no que tange a sua relevância para os anos atuais, Emrouznejad e Yang (2017) apontam que o número de pesquisas que aplicaram a DEA, seja os modelos mais simples ou complexos, cresceu exponencialmente após o ano de 2004. Esse aspecto será melhor discutido na subseção seguinte.

2.2.1 RELEVÂNCIA DA DEA

Após a publicação de Charnes et al. (1978), no EJOR, a DEA se tornou bastante popular entre acadêmicos e analistas. Segundo Charnes et al. (1994, p. 10), entre 1978 e 1994, aproximadamente 400 artigos, livros e dissertações foram publicadas envolvendo DEA.

Emrouznejad et al. (2008, p. 152), considerando um espaço de tempo de 30 anos, ou seja, de 1978 a 2007, encontraram mais de 4.000 publicações, incluindo artigos e capítulos de livro, sem considerar dissertações e outros materiais. Caso contrário, esse número poderia ter chegado a 7.000 publicações em 30 anos desse modelo. Emrouznejad et al. (2008, p. 152) verificaram também que uma grande porcentagem dessas publicações ocorreram no período final da análise, dos anos de 2003 a 2007, sendo o ano de 2004 com o maior número de publicações. As áreas com maior foco de estudo foram análise de eficiência em bancos, educação e saúde. Mais de 2.500 autores distintos foram identificados por Emrouznejad et al. (2008), sendo que William W. Cooper, Rolf Färe e Shawna Grosskopf foram os três pesquisadores com o maior número de publicações. Em relação ao *journal* que mais publica sobre DEA, o EJOR aparece na primeira colocação, com 23% do número de artigos, seguido do *Journal of Productivity Analysis* (JPA) e o *Journal of the Operational Research Society* (JORS), com 14.9% e 10.1% das publicações, respectivamente.

Mais recentemente, Emrouznejad e Yang (2017) realizaram uma revisão das publicações de DEA considerando um período de 40 anos, de 1978 até o final do ano de 2016, e identificaram 9.881 artigos, desconsiderando artigos publicados como capítulos de livro e “*working papers*”. Eles verificaram também um crescimento exponencial desde a publicação de Charnes et al. (1978), sendo 2015 o ano com um maior número de publicações. Emrouznejad e Yang (2017) classificaram o desenvolvimento da DEA em três estágios:

- 1978–1994: Nesse estágio, o crescimento de publicações de artigos relacionados com a DEA era relativamente lento;
- 1995–2003: No segundo estágio, o crescimento de publicações de artigos relacionados com a DEA ficou relativamente estável, com um número médio de 134 publicações por ano;
- 2004–presente: No terceiro estágio, o número de artigos relacionados com a DEA apresentou um crescimento exponencial, com o número médio de publicações atingindo a marca de aproximadamente 650 publicações por ano.

Isso evidencia que, apesar da técnica ser relativamente antiga, o interesse por parte de acadêmicos não reduziu ao longo do tempo, mas pelo contrário, vem apresentando um grande crescimento. Grande parte disso se deve ao desenvolvimento de novos modelos da DEA, que tem permitido avaliações de performance de forma mais consistente. Atualmente diversos artigos têm incorporado técnicas estatísticas, modelos de redes neurais, etc.

Em relação ao *journal* com maior número de publicações, o EJOR, assim como em Emrouznejad et al. (2008) permanece na primeira colocação, seguido do JORS e do JPA, com 23.56% ou 684, 9.58% ou 278 e 8.68% ou 252 publicações, respectivamente. O *journal Omega*, que em Emrouznejad et al. (2008) ocupava a sétima colocação, saltou para a quarta. A maior diferença é no *journal Expert Systems with Applications* que em 2008 nem aparecia na lista, enquanto que em 2017 ocupou a quinta colocação.

Um importante apontamento no trabalho de Emrouznejad e Yang (2017) foi identificar tópicos emergentes, ou seja, que estão em evidência e tópicos futuros da DEA. Para tal, eles investigaram as palavras chaves mais populares das publicações de 2015 e 2016. Em primeiro lugar apareceram palavras chaves relacionadas a sustentabilidade, eficiência ambiental, desenvolvimento sustentável, *outputs* indesejáveis, entre outros. Na segunda posição, apareceram palavras como modelos dois estágios, decomposição da eficiência e *Network-DEA*. Modelos dois-estágios são importantes por reconhecerem que fatores externos podem estar afetando os índices de eficiência mensurados pela DEA (Fried, Lovell, Schmidt, & Yaisawarng, 2002, p. 158), portanto, essas palavras chaves ocuparem a segunda colocação indica que os pesquisadores têm reconhecido esse fato. Esse aspecto será melhor discutido em momento posterior neste trabalho. Na terceira colocação apareceu a palavra chave *Benchmarking*³ e na quarta as seguintes palavras: *Bootstrap* e *Bootstrapping*. Novamente é válido destacar a relevância que os modelos dois estágios vêm ganhando na literatura recente de DEA, uma vez que as técnicas de *bootstrap* consistem em uma das variações dos modelos dois estágios para decompor o impacto de variáveis não discricionárias na eficiência, como será feito neste trabalho. Por fim, investigando os campos de pesquisa mais relevantes da DEA, Emrouznejad e Yang (2017) verificaram que em primeiro lugar ficou a agricultura, seguido do setor bancário, cadeia de suprimentos, transportes e políticas públicas, respectivamente.

Nesse sentido, os métodos de pesquisa propostos neste trabalho estão diretamente relacionados com um dos tópicos mais emergentes na literatura de DEA, conforme evidenciado acima, já que modelos dois estágios estão na segunda posição entre as palavras chaves mais populares, *bootstrap* na quarta e o setor bancário consiste no segundo campo de pesquisa mais estudado. Apesar de tal popularidade, no que tange ao caso brasileiro, até onde se sabe, somente Wanke e Barros (2014) aplicou a técnica *bootstrap* de Simar e Wilson (2007) em bancos, o que evidencia uma oportunidade de mais pesquisas nesse tópico.

2.2.2 CONCEITOS, MODELOS E APLICABILIDADE DA DEA

Traçado um breve histórico da DEA, que partiu desde a sua concepção até os apontamentos de revisões mais atuais, como a de Emrouznejad e Yang (2017), assim como uma breve análise da relevância dessa técnica, nesse momento será discutido alguns conceitos chaves, os modelos básicos e um exemplo da aplicação da DEA.

Conforme discutido por Mariano et al. (2006, pp. 2–3), a DEA possui aplicabilidade em diversas áreas, em que poderia estar sendo avaliada a eficiência relativa de hospitais, bancos, escolas, transportes, forças armadas, dentre outras possibilidades. Todas as organizações que serão analisadas pelo modelo são chamadas de DMU. O conceito de DMU é bastante flexível e abrangente. Em suma, qualquer entidade que transforme insumos em produtos pode ser considerada uma DMU (Cooper et al., 2006, p. 22). É importante destacar que para que seja possível compa-

³Esse termo pode ser traduzido como “avaliação comparativa”.

rar a performance de um grupo de DMU elas necessariamente devem utilizar os mesmos *inputs* e produzir os mesmos *outputs*. Nesse sentido, mais um apontamento se faz importante, uma vez que a ideia de insumo e produto na DEA é diferente dos insumos e produtos de uma fábrica, em que o primeiro representa basicamente as matérias-primas e o segundo o produto acabado. De acordo com Zhu (2014, pp. 5–6), em geral, insumo é algo que a organização quer minimizar, enquanto que no produto o objetivo é maximizar. Existem exceções como, por exemplo, a poluição, que pode ser um *output* de uma fábrica, de um carro, e é algo que deve ser minimizado. Tais *outputs* são chamados de *outputs* indesejáveis. Na literatura de eficiência bancária é bastante comum a utilização desse tipo de *output*, em que a variável de saída a ser minimizada pode ser perdas em empréstimos, ou *proxys* ligadas a risco.

Um outro termo de extrema relevância para a DEA consiste na eficiência. Tendo em vista as discussões realizadas anteriormente, o conceito de eficiência da DEA está fundamentada nos trabalhos de teóricos clássicos como Debreu (1951); Koopmans (1952); Pareto (1927) e, principalmente, Farrell (1957). Nesse sentido, cabe ressaltar que a eficiência é frequentemente confundida com produtividade. Ainda que ambos estejam relacionados a uma forma de mensurar desempenho, o conceito de eficiência e produtividade são distintos. Segundo Cooper et al. (2006), a produtividade pode ser entendida como sendo a razão existente entre aquilo que foi produzido e aquilo que foi utilizado para atingir tal produção, ou seja, o foco da produtividade é determinar o quanto foi produzido por insumo utilizado. Portanto, para calcular a produtividade, basta dividir o *output* pelo *input*.

Por outro lado, Rosano-Peña, Albuquerque, e Daher (2012, pp. 848–849) apontam que a eficiência está relacionada ao que foi produzido dado os *inputs* gastos comparado ao quanto seria possível produzir, ou seja, enquanto que a produtividade está mais centrada em analisar somente a relação *input-output* de uma DMU, a eficiência considera o quanto a DMU poderia ter gerado de *output* se seu processo produtivo fosse mais eficiente. Por esta razão, a eficiência pode ser chamada de produtividade relativa.

Para exemplificar tais conceitos, suponha, em uma situação simplificada e hipotética, que oito empresas do mesmo setor utilizam apenas funcionários para gerar vendas. Portanto, o número de funcionários é a variável de *input* (x) e as vendas, em R\$ 100 mil anuais, de *output* (y), sendo essas variáveis apresentadas na Tabela 2.1

Empresa	Funcionários (x)	Vendas (y)	Produtividade ($\frac{y}{x}$)	Eficiência
A	13	25	1,92	0,53
B	7	21	3,00	0,83
C	8	17	2,13	0,59
D	5	18	3,60	1,00
E	11	33	3,00	0,83
F	10	20	2,00	0,56
G	9	19	2,11	0,59
H	12	31	2,58	0,72

Tabela 2.1: Produtividade e eficiência.

Fonte: Adaptado de Cooper et al. (2006, p. 3).

Analisando esse simples exemplo de um *input* e um *output*, a empresa com maior produtividade foi a D, que conseguiu gerar 360 mil reais de vendas anuais por funcionário. Por outro lado, a empresa A, a menos produtiva da amostra, só gerou um volume de vendas de 192 mil reais por funcionário. Nesse sentido, a comparação entre a produtividade das empresas permite ao analista buscar razões para justificar o desempenho de cada empresa. Por que a empresa D está gerando mais vendas com um menor número de funcionários? A baixa produtividade da empresa A é por conta de uma má qualidade de seus produtos ou por conta uma ociosidade dos

funcionários? Zhu (2014, p. 1) aponta que ter um *benchmark*, ou seja, uma organização eficiente como referência, sendo nesse caso a empresa D, fornece um direcionamento para as outras DMUs de tentarem aprimorar sua performance adaptando ao que a mais produtiva está fazendo para adquirir tais resultados. É justamente nesse contexto de comparação de produtividade que se tem o cálculo da eficiência, apresentado na Equação 2.1.

$$\frac{y_a/x_a}{y_p/x_p} \quad (2.1)$$

No qual:

y_a/x_a é a produtividade da empresa em análise;

y_p/x_p é a produtividade da empresa mais produtiva.

Calculando a eficiência relativa por meio da Equação 2.1, a empresa D, a mais produtiva, obviamente é também a mais eficiente, já que sua produtividade foi dividida por ela mesma. Todas as demais empresas apresentaram índices de eficiência inferiores a um, indicando que, para se tornar eficiente, elas deverão reduzir seu número de funcionários, mantendo seu nível de vendas constante. Tomando como exemplo a empresa A, sua eficiência foi de 0,53, então para que ela se torne eficiente, deverá reduzir o número de funcionários em 47% sem que haja alteração nas suas vendas. Uma outra possibilidade para essa empresa seria aumentar suas vendas em aproximadamente 87,2% (1/0,53), mantendo o número de funcionários constante.

As duas possibilidades listadas acima para que a empresa A se torne eficiente representa a orientação dos modelo DEA, ou seja, para a DMU em questão se tornar eficiente, ela deverá reduzir seus *inputs* mantendo sua produção constante ou manter seus *inputs* constantes e aumentar sua *produção*? A primeira orientação é chamada de modelos orientados a *input*, enquanto que a segunda representa modelos orientados aos *outputs* (C. M. C. Ferreira & Gomes, 2009, pp. 49–50). É válido destacar que esse mesmo procedimento deverá ser feito para todas as empresas na amostra para descobrir o quanto cada uma necessita reduzir de insumo ou aumentar no produto para se tornar eficiente. Esse aspecto, segundo Charnes et al. (1994, pp. 4–5), consiste em uma das principais vantagens da DEA: ser aplicada para cada observação da amostra.

Um paralelo se faz importante nesse sentido é que, conforme demonstrado no exemplo acima, o direcionamento para que uma empresa se torne eficiente é feito a partir de dados empíricos, em que as organizações analisadas serão consideradas eficientes em relação a amostra considerada. Conforme destacam Cooper et al. (2006, pp. xx–xxi), isso é contrário ao conceito de eficiência proposto nas engenharias, em que ser 100% eficiente é conquistado quase que exclusivamente em termos teóricos.

É válido destacar também que, uma vez que no caso considerado a empresa possuía apenas um *input* e um *output*, não foi necessário muitos cálculos para descobrir como cada empresa poderia se tornar eficiente. Entretanto, em situações mais complexas, que envolvam muitas variáveis, isso seria mais difícil. O mesmo ocorre com a produtividade. Darario e Simar (2007, p. 13) apontam que se unidade produtiva em análise utiliza vários *inputs* para produzir diversos *outputs*, então os *inputs* e *outputs* deverão ser agregados para que a produtividade permaneça como a razão entre duas variáveis. É chamado de produtividade parcial quando é considerado somente um fator produtivo como, por exemplo, produtividade do trabalhador em uma fábrica, produtividade do campo em uma fazenda. Apesar de sua utilização, medidas de produtividade parcial são de uso limitado e podem levar a interpretações incorretas do desempenho da empresa. Quando a produtividade considera todos os fatores, tem-se a produtividade total dos fatores, sendo mais adequado para análise e comparação entre empresas do que a produtividade parcial (Coelli et al., 2005, p. 62).

Feito esses apontamentos e esclarecido as diferenças entre os conceitos de eficiência e produtividade, na subseção seguinte será discutido as origens da eficiência na DEA.

Analisando a fundamentação teórica dos índices de eficiência da DEA, é válido destacar inicialmente a conceitualização de Pareto (1927). Essa obra, que posteriormente ganhou o Prêmio Nobel de Economia de 1975, definiu o conceito de eficiência nas trocas, em que “ninguém consegue aumentar o próprio bem-estar sem reduzir o bem-estar de alguma outra pessoa” (Pindyck & Rubinfeld, 2010, p. 526). Posteriormente, esse conceito também ficou conhecido como Lei de Pareto ou eficiência de Pareto, com aplicações na área de produção, ou seja, para que uma organização seja Pareto-eficiente ela não poderá melhorar nenhum de seus insumos ou produtos sem piorar alguns de seus outros insumos e produtos.

Posteriormente, Koopmans (1952, p. 60) forneceu uma definição para eficiência técnica, em que um vetor *input-output* é eficiente se, e somente se, o aumento no nível de um *output* acarretar em um decréscimo em outro *output* ou uma redução na utilização de um *input* resultar no aumento na utilização de outro *input* (Darario & Simar, 2007, p. 14). Se variáveis exógenas, como a oferta e demanda dos produtos finais fosse conhecida, a quantidade de insumos na função produção seria determinada de acordo com essas variáveis (C. M. C. Ferreira & Gomes, 2009, p. 61). Na literatura, posteriormente, esse conceito de eficiência ficou conhecido como eficiência de Pareto–Koopmans, em que um vetor seria eficiente se, e somente se, satisfizerem a definição de Koopmans (1952) relatada acima, assim como atender o conceito de otimização de Pareto.

Debreu (1951) ofereceu a primeira medida de eficiência produtiva com seu coeficiente de utilização de recursos. Darario e Simar (2007, p. 14) destacam que a medida de Debreu era uma medida radial de eficiência, em que o foco era na redução máxima possível equiproporcional em todos os *inputs*, ou na expansão equiproporcional máxima possível de todos os *outputs*. A máxima redução dos *inputs* ou o máximo aumento nos *outputs* indicaria uma eficiência técnica, embora poderia haver folgas nos insumos.

Ampliando os trabalhos de Debreu e Koopmans, Farrell (1957, pp. 253–254), motivado pela necessidade de ter uma medida de eficiência satisfatória, uma vez que até então a ideia de eficiência nas organizações estava ligada a produtividade total dos fatores ou indicadores de produtividade parcial como a produtividade do capital, produtividade média por trabalhador, dentre outras, observou que a eficiência produtiva não era composta somente pela eficiência técnica, mas também por um segundo componente que refletiria a capacidade das unidades produtivas de selecionar os *inputs* e *outputs* considerando os seus respectivos preços. Esse conceito ficou conhecido como eficiência alocativa. Farrell (1957, p. 255) definiu então a eficiência produtiva global como o produto da eficiência técnica e alocativa. C. M. C. Ferreira e Gomes (2009, p. 53) afirmam que a eficiência alocativa “reflete a habilidade de uma firma utilizar os insumos em proporções ótimas, dados os seus respectivos preços, minimizando os custos”.

Além disso, Farrell (1957, p. 260) chamou a atenção para a questão da eficiência técnica ser um índice relativo a um conjunto de unidades produtivas na qual a função de eficiência é estimada, ou seja, uma firma poderia ser eficiente considerando um determinado grupo de firmas, mas ao comparar com outro grupo, considerando que elas utilizem os mesmos *inputs* e produzam os mesmos *outputs*, tal firma poderia ser ineficiente. Tanto a eficiência técnica quanto a alocativa são sensíveis a entrada de uma nova firma no grupo analisado, porém na última esse impacto é mais acentuado. Nesse sentido, uma organização poderia ser eficiente tecnicamente, mas ineficiente alocativamente. Farrell (1957, pp. 254–255) afirmou que uma organização alcançaria a eficiência geral quando ela fosse eficiente tanto na questão técnica quanto alocativa.

Em relação a eficiência alocativa, Darario e Simar (2007, p. 15) colocam que, apesar do foco natural de grande parte dos economistas sejam no mercado e nos preços e, portanto, na eficiência alocativa ao invés da eficiência técnica, Farrell (1957) já demonstrava preocupação quanto a uma especificação dos preços de forma precisa que permita uma boa utilização da eficiência alocativa. Essa preocupação de Farrell (1957) influenciou significativamente as pesquisas ope-

racionais em mensuração de eficiência, sendo uma das razões que fizeram da eficiência técnica mais popular do que a alocativa.

Por fim, um outro tipo de eficiência proposto por Farrell (1957, p. 262) foi a eficiência estrutural. Ao invés de estar focado em cada unidade produtiva em particular, esse índice de eficiência tem seu foco a indústria. Farrell (1957, p. 262) chamou essa eficiência também de “eficiência técnica da indústria”, em que a performance da indústria é comparada com a função produção eficiente derivada das próprias firmas constituintes dessa indústria. Ele afirma que o objetivo da eficiência estrutural é mensurar em que medida uma indústria mantém o desempenho de suas próprias melhores empresas, ou seja, das melhores práticas dessa indústria. Darario e Simar (2007, pp. 15–16) afirmam que a eficiência estrutural é uma medida no nível da indústria de até que ponto suas empresas são de tamanho ótimo, ou seja, até que ponto o nível de produção da indústria é otimamente alocado entre as empresas no curto prazo. Esses autores colocam ainda que uma interpretação ampla da noção de eficiência estrutural de Farrell pode ser feita da seguinte forma: a indústria ou o *cluster A* é mais eficiente estruturalmente do que a indústria B, se a distribuição de suas melhores empresas estiver mais concentrada perto de sua fronteira eficiente para a indústria A do que para B.

2.3 DEA E EFICIÊNCIA BANCÁRIA

Definido de forma breve as técnicas para mensurar a eficiência, assim como o contexto, o desenvolvimento e a relevância da DEA, o foco agora será nas primeiras pesquisas que aplicaram a DEA no setor bancário. O objetivo com essa discussão é entender em que contexto essas pesquisas iniciaram estudos de DEA em bancos, quais foram os desafios e oportunidades que esses autores se depararam e qual foi a motivação para que a DEA especificamente fosse utilizada. Nesse sentido, o primeiro trabalho nessa área foi atribuído a Sherman e Gold (1985), publicado no *Journal of Banking and Finance*, cujo objetivo era avaliar a performance de 14 agências de um banco. Sherman e Gold (1985, pp. 298–300) iniciam seu trabalho evidenciando que indicadores contábeis podem não ser tão apropriados para tal fim. A lucratividade, por exemplo, normalizada por meio da razão entre essa variável e o investimento médio para cada agência, poderia gerar uma comparação injusta. O cálculo da lucratividade está apresentado na Equação 2.2.

$$L = RJ + TS - CF - DO \quad (2.2)$$

Em que L = Lucratividade, RJ = receita de juros sobre os fundos, TS = taxa de serviço, CF = custos dos fundos, DO = despesa operacional, incluindo despesa de pessoal, material e aluguel. Eles argumentam que o próprio cálculo da lucratividade, apresentado na Equação 2.2, poderia não ser tão apropriado já que por diversas vezes os depósitos de uma agência eram processados em outra, em que a última incorria nos custos de processamento sem receber a receita dos depósitos, ou seja, o valor de CF aumentaria sem uma compensação em RJ . Por fim, uma agência pode também ter custos operacionais superiores por ter um *mix* de transação distinto.

Outro aspecto importante é que uma agência apontada como tendo lucros menores pode não estar sendo menos eficiente do que outras agências mais lucrativas. Isto ocorre porque cada agência usa um conjunto de insumos e recursos para fornecer conjuntamente um conjunto de serviços e gerar fundos. Apesar do indicador contábil apontar, por exemplo, uma agência como ineficiente, ela pode estar cumprindo a sua meta de atingir os serviços específicos dela e gerando receita, ainda que outra agência esteja gerando mais receita por estar ofertando outros tipos de

serviços. Em suma, os indicadores de lucratividade não podem avaliar corretamente o quão eficiente os recursos estão sendo usados para gerar determinados serviços.

Sherman e Gold (1985, p. 299) testaram ainda outros indicadores como o custo de transação, que permitiria analisar o custo de cada operação individualmente. Entretanto, esse indicador não analisa a complexidade de cada transação das agências o que, por sua vez, apontaria como ineficiente as agências com transações mais complexas. Eles apontam que os indicadores de performance falham ao não considerar os múltiplos *outputs* gerados por múltiplos *inputs*. É justamente nesse contexto que esses autores decidem utilizar a DEA, que até então tinha suas aplicações centradas em organizações não lucrativas.

No modelo, eles consideraram três *inputs* (Trabalhadores em tempo integral, custo de aluguel pelo espaço e custos de fornecimento) e quatro *outputs*, ligados ao número de transações em cada agência (17 categorias de transações foram agrupadas nos quatro *outputs*). Das 14 agências, oito foram consideradas eficientes. Um ponto interessante do trabalho desses autores foi a proximidade com administradores, o que possibilitou verificar se os resultados encontrados eram coerentes com as percepções dos administradores em relação a essas agências. A agência apontada como mais ineficiente, por exemplo, já estava com o planejamento de ser fechada por conta de sua baixa lucratividade e pela proximidade com outra agência. Quatro agências apontadas como ineficientes pela DEA eram geridas por administradores fracos, na opinião dos gerentes consultados.

Os resultados encontrados pela DEA estavam consistentes com a opinião da gerência, inclusive os administradores argumentaram que esses resultados auxiliaram a quantificar algumas das fraquezas das agências consistentes com a intuição anterior dos administradores. Sherman e Gold (1985, p. 311) concluem o artigo afirmando que “*DEA appears to provide insights about bank branch performance not available from other performance measures that are largely oriented toward profitability assessment*”.⁴ Em contrapartida, esses autores identificaram três pontos negativos da DEA, a saber: a DEA aponta somente as unidades eficientes relativamente a outras, a DEA localiza com precisão agências relativamente ineficientes, mas não pode necessariamente localizar todos as ineficientes e, por fim, a DEA não indica a causa ou a solução para as ineficiências identificadas. Auditorias internas ou outros procedimentos de revisão são necessários para definir os tipos de mudanças operacionais que podem afetar melhorias de eficiência.

É importante destacar novamente que a DEA consiste em uma técnica de eficiência relativa, então ela sempre apontará um indicador relativo, com base nas observações analisadas, então esses pontos negativos já são inerentes a técnica. A aplicação dela no setor bancário já evoluiu expressivamente nos anos posteriores ao estudo de Sherman e Gold (1985). Se antes era uma limitação comparar mais de um banco, isso hoje já é facilmente possível. A última limitação ainda permanece como uma dificuldade da DEA, que é justamente o distanciamento dos apontamentos do modelo com a prática, com a situação dos gestores na realidade. Apontar um corte de funcionários em 15%, por exemplo, pode ser algo extremamente difícil de um administrador implementar na prática por conta dos custos sociais e trabalhistas associados a tal medida. Esse ponto, portanto, requer uma análise mais aprofundada e seria necessário entrar em contextos específicos de cada organização em questão. Apesar de suas limitações, a DEA se tornou uma técnica muito popular em estudos de eficiência bancária.

Cerca de 12 anos depois do estudo de Sherman e Gold (1985), Brockett, Charnes, Cooper, Huang, e Sun (1997) aplicaram um modelo DEA *Cone Ratio Envelopment*, uma extensão dos modelos DEA tradicionais, em 16 bancos do Texas e cinco de outros estados que tinham uma reputação de serem bancos de excelência, totalizando uma amostra de 21 bancos, com o objetivo de analisar a performance dos bancos em eficiência e cobertura de risco. Como *inputs*,

⁴Em tradução livre, o trecho ficaria da seguinte forma: A DEA fornece informações sobre o desempenho das agências bancárias não disponível por meio de outras medidas de desempenho, que são amplamente orientadas para a avaliação de rentabilidade.

foram considerados despesa financeiras, despesas não financeiras, Perda estimada em crédito de liquidação duvidosa (PECLD) e depósitos totais. Já como *outputs*, foi utilizado receita financeira, receitas não-financeiras, subsídios para perdas de empréstimos e empréstimos totais. Primeiramente, foi estimada a eficiência dos 21 bancos considerando os modelos comuns do CCR. Posteriormente, os resultados foram revisados para verificar se os bancos considerados “excelentes” (Os cinco bancos de outro estado) são realmente eficientes em comparação aos outros bancos da amostra. Os cinco bancos “excelentes” que foram considerados eficientes são então utilizados para formar o “cone” necessário de restrições.

Os passos adotados por Brockett et al. (1997, p. 259) geraram valores de variável *dual* ótimos para esses cinco bancos, em que esses valores de variável *dual* serão utilizados para gerar cones, que refletem a cobertura de risco e a eficiência dos bancos considerados como excelentes antes da análise. Tendo em vista que essa condição de “banco excelente” foi atribuído por especialistas e não pelo modelo, Brockett et al. (1997, pp. 259–261) testaram em um primeiro estágio se esses bancos eram realmente eficientes, o que foi confirmado pelos índices de eficiência do modelo CCR. Utilizando um banco da amostra como exemplo (DMU II - Banco *Interfirst of Fort Worth*), Brockett et al. (1997) demonstraram que o modelo proposto conseguiu analisar a performance do banco de forma aprofundada. Os valores encontrados no *Cone Ratio CCR-Model* indicam que o banco em questão deveria reduzir todos os seus *inputs* exceto a PECLD, que deveria ser aumentada. Essa análise foi realizada considerando os valores da folga apontado pelo modelo.

Schaffnit et al. (1997) analisaram o desempenho operacional da equipe de funcionários de 291 agências da região de Ontário de um dos cinco maiores bancos do Canadá, utilizando tanto um modelo DEA básico quanto um com restrição de multiplicadores. Segundo tais autores, o último modelo evita que os multiplicadores assumam valores não razoáveis, levando a uma fronteira irrealista e medidas de eficiência excessivamente otimistas. Os funcionários foram classificados em seis tipos, segundo a sua função: caixas, gerentes contábeis, digitadores, contadores, supervisão e equipe de crédito. Como muitas agências não tinham gerentes contábeis, Schaffnit et al. (1997, pp. 276–277) consideraram o número de funcionários dessas cinco categorias como suas variáveis de *inputs*. Os funcionários utilizam seu tempo para providenciar dois tipos de serviço, a saber: transações e manutenção. Uma vez que as transações podem ser divididas em seis tipos e manutenção em três, os autores estimaram a eficiência considerando dois modelos: o primeiro com cinco *inputs* (O número de funcionário em cada categoria) e os nove *outputs* com o objetivo de mensurar a eficiência geral dos funcionários e o segundo considerando somente os seis *outputs* relacionados com a atividade de transação, com a finalidade de analisar a eficiência “pura” de transações. Para que seja possível descobrir a eficiência de escala, eles utilizaram tanto o modelo CCR quanto o BCC.

O modelo utilizado por Schaffnit et al. (1997, p. 278) foi orientado a *input*, já que segundo eles a agência ou o banco não têm controle sobre o nível de serviço demandado pelos clientes, sendo mais coerente, portanto, indicar um banco a reduzir seu nível de *inputs* do que aumentar seu nível de *outputs*. Esse apontamento feito por esses autores consiste talvez em uma das maiores contribuições de seu estudo, já que muitos pesquisadores têm utilizado o modelo DEA orientado a *input* considerando tal justificativa.

Os resultados encontrados por Schaffnit et al. (1997) indicam que mais agências foram tidas como eficiente considerando os modelos básicos da DEA. Analisando primeiramente os modelo focado nas transações, 49% das agências foram eficientes tecnicamente e 35% tanto tecnicamente quanto em escala. Considerando agora os modelos DEA com multiplicadores restritos, o número de agências eficientes foi de 30% e 15%, respectivamente. Considerando agora o modelo em que o foco da agência é gerar transações e manutenção, a eficiência foi de 60% e 44% nos modelos básicos da DEA e 34% e 19% nos modelos refinados para a eficiência técnica e tanto técnica quanto de escala, respectivamente. Por fim, Schaffnit et al. (1997, pp. 284–286)

realizaram análises estatísticas⁵ posteriores verificando fatores que são influenciados e fatores influenciadores da eficiência. Eles verificaram que agências mais eficientes tendem a serem mais lucrativas e fornecem serviços de mais qualidade para seus clientes. Em relação aos fatores influenciadores da eficiência, foi verificado um forte efeito da densidade populacional próximo da agência em sua performance.

A razão de ter discutido sobre esses estudos mais antigos sobre a DEA em bancos foi apresentar o contexto e os objetivos dessas pesquisas para uma melhor compreensão dos motivos que levaram esses autores a aplicarem a DEA em bancos. Esses estudos da década de 80–90 delinearão o caminho para pesquisas futuras. Analisando brevemente estudos da DEA no Brasil, Souza e Macedo (2009) aplicaram essa técnica na avaliação do desempenho dos 100 maiores bancos em atividade no Brasil, no período de 2001 a 2005, por meio de um modelo da DEA de fronteira composta (Padrão e invertida), que combinou os indicadores contábeis de imobilizado, custo operacional, alavancagem, liquidez imediata, nível de depósitos, nível de operações de créditos e rentabilidade operacional. A classificação dos bancos foi feita considerando os seguintes aspectos:

1. Ser um dos melhores da amostra no seu ponto forte;
2. Não ser um dos piores no critério que seja seu ponto fraco.

Os bancos foram divididos de acordo com seu segmento: varejo, atacado, *middle market* e financiamento. Os resultados apontam que os líderes em desempenho não eram as maiores instituições em termos de ativos. Em alguns casos, como os segmentos bancários de atacado, financiamento e varejo, os melhores desempenhos estavam associados a bancos de pequeno porte.

Périco, Rebelatto, e Santana (2008) avaliaram por meio de DEA a eficiência dos bancos comerciais instalados no país. A técnica foi aplicada nos 12 maiores bancos da base de dados divulgada pelo Banco Central do Brasil (BACEN), intitulada de “Os 50 maiores bancos”, do ano de 2005. Buscou-se verificar se as maiores organizações bancárias dessa amostra são também as mais eficientes, no que diz respeito à utilização dos seus recursos. Os resultados encontrados mostram não necessariamente os maiores bancos serão os mais eficientes, apesar do Bradesco e o Itaú, 2º e 4º maiores naquela época, respectivamente, terem obtido score máximo em eficiência. Por outro lado, o Banco do Brasil (BB) e a Caixa Econômica Federal (CEF), 1º e 3º maiores, respectivamente, não foram considerados eficientes. É de se destacar o desempenho dos três menores bancos da amostra, a saber: Citibank, Nossa Caixa e o Safra, que ocuparam as três primeiras colocações na classificação de eficiência.

Essa breve revisão da literatura tanto internacional, com estudos clássicos, e nacional sobre a aplicação da DEA teve como objetivo apresentar como foram inicialmente as aplicações dessa técnica no setor bancário, para que seja possível entender de forma mais completa e sistêmica essa área. Aprimorando os modelos DEA mais simples, os modelos de dois estágios surgiram em face da necessidade de superar limitações dos modelos DEA tradicionais. Na Sec. 2.4, portanto, será apresentado estudos que tenham utilizado modelos DEA dois estágios, além de uma revisão sistemática da literatura para que seja possível visualizar mais detalhadamente como se tem dado a aplicação desses modelos nos bancos.

⁵Schaffnit et al. (1997) utilizaram testes não paramétricos como o *Mann-Whitney U-test* para duas amostras independentes e o teste de *Kruskal-Wallis* para mais de duas amostras.

A despeito do crescimento no interesse por modelos DEA de dois estágios, conforme destacado em (Emrouznejad & Yang, 2017), diversos aspectos ainda permanecem ambíguos como, por exemplo, a própria terminologia “modelo DEA de dois estágios”. É fácil de verificar na literatura modelos completamente diferentes entre si, com finalidades distintas, em que ambos se classificam como modelo DEA de dois estágios. Tendo isso em vista, pretendemos realizar aqui uma breve discussão sobre essas diferentes abordagens e técnicas chamadas de modelo DEA de dois estágios, categorizando-as em modelo DEA de dois estágios externos e modelo DEA de dois estágios internos.

É válido destacar que tanto os modelos DEA de dois estágios internos quanto os externos surgiram como uma resposta para as limitações dos modelos DEA convencionais. Em outras palavras, Färe e Grosskopf (2000, p. 35) afirmam que variações nos modelos tradicionais DEA buscam “*suit the application*”. Nesse sentido, com os modelos DEA de dois estágios, independente da finalidade, sejam eles de variáveis intermediárias (Internos) ou com a utilização de alguma técnica posterior a aplicação da DEA (Externos), a análise ficará mais próxima da realidade. A utilização de variáveis intermediárias permite superar o problema da “caixa preta”, enquanto que a aplicação de outra técnica posterior a DEA possibilita uma análise mais completa, seja por meio da inclusão de variáveis exógenas, que permite superar críticas realizadas por gestores aos modelos tradicionais DEA por não considerarem o ambiente único em que cada empresa está inserida (Paradi et al., 2011), dentre outras possibilidades, a depender da técnica utilizada pelo pesquisador no segundo estágio.

2.4.1 MODELO DEA DE DOIS ESTÁGIOS INTERNOS

Uma das principais limitações dos modelos DEA tradicionais consiste no fato de tratar o processo produtivo como uma “caixa preta”, em que as variáveis de *input* são transformadas dentro dessa caixa e têm-se as variáveis de *output*. Apesar de isso ser uma das vantagens da DEA, isto é, revelar sem ser necessário impor a estrutura do processo de transformação (Färe & Grosskopf, 2000), em diversas aplicações é necessário um modelo mais estruturado para uma melhor aplicação. Um grande exemplo dessa situação é justamente o setor bancário. Por ser um setor de alta complexidade (Schaffnit et al., 1997), é ideal um modelo DEA aprimorado para possibilitar englobar esse processo produtivo.

Nesse contexto, visando superar o problema da “caixa preta”, diversos pesquisadores buscaram aprimorar os modelos DEA tradicionais com o intuito de tornar a análise mais próxima da realidade. Os modelos DEA de dois estágios internos representam tal esforço, em que os dois estágios do modelo se referem a etapas do processo produtivo. Se nos modelos tradicionais têm-se somente as variáveis de *inputs* e as variáveis de *outputs*, em que a partir dessa relação entre tais variáveis a DEA indicaria quais DMUs seriam as eficientes, nos modelos DEA de dois estágios internos o processo produtivo é quebrado em dois subprocessos, em que os *outputs* do primeiro estágio consistem nos *inputs* do outro estágio. É apresentado na Fig. 2.1 um exemplo de processo produtivo com variáveis intermediárias. Vale ressaltar que não necessariamente todos os *outputs* do primeiro estágio serão *inputs* do segundo estágio - alguns *inputs* podem sair ou alguns *outputs* podem entrar no sistema.

O primeiro avanço nesse sentido foi feito por Seiford e Zhu (1999), o primeiro estudo a aplicar modelos DEA de dois estágios internos em bancos, que tiveram por objetivo analisar a lucratividade e a *marketability*⁶ dos 55 maiores bancos comerciais dos Estados Unidos. No primeiro estágio foi mensurado a eficiência considerando a lucratividade, com três *inputs*: nú-

⁶Fatores como valor de mercado, lucro por ação e retorno aos investidores compõem a *marketability*, definida no trabalho de Seiford e Zhu (1999, p. 1271).

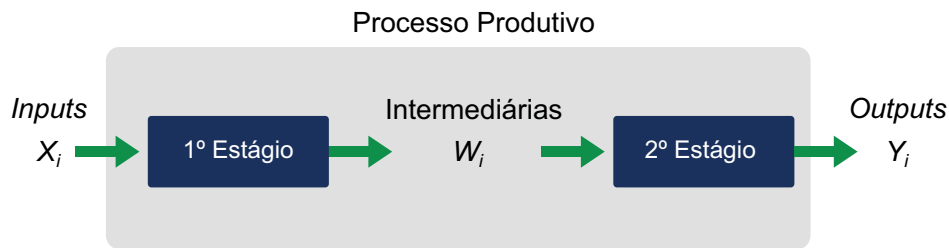


Figura 2.1: Modelo DEA de dois estágios internos com X_i inputs, Y_i outputs e W_i variáveis intermediárias.

mero de trabalhadores, ativo e estoque de capital e dois *outputs*, a saber: lucro e rendimentos. As variáveis lucro e rendimentos, *outputs* do primeiro estágio, correspondem as variáveis de *inputs* no segundo estágio, sendo essas variáveis chamadas de variáveis intermediárias. Os *outputs* do segundo estágio são valor de mercado, retorno total aos investidores e lucro por ação. Nesse estágio foi analisado a eficiência do banco em converter seus lucros e receita em marketability.

Apesar do avanço gerado pela pesquisa de Seiford e Zhu (1999), o modelo DEA dois estágios utilizados por esses autores, classificados por Kao e Hwang (2010) como independentes, podem apresentar problemas com as variáveis intermediárias, uma vez que ao buscar a maximização dos *outputs* no primeiro estágio e a minimização no segundo, as mesmas variáveis estariam sendo minimizadas e maximizadas. Para resolver esse problema, pesquisadores como Färe e Grosskopf (1996a, 1996b); Färe e Whittaker (1995) buscaram incluir na própria modelagem da DEA tais variáveis intermediárias, surgindo os modelos Network DEA (NDEA), posteriormente estendido por Y. Chen, Cook, e Zhu (2010); Cook, Liang, e Zhu (2010); Färe e Grosskopf (2000); Kao (2009); Kao e Hwang (2008, 2011); Lewis e Sexton (2004), dentre outros.

Nesse sentido, a grande diferença entre o modelo network para os modelos de variáveis intermediárias independentes é que o primeiro inclui, em sua formulação matemática todos os estágios do processo, ou seja, o processo produtivo é dividido em diversos subprocessos, sendo que cada subprocesso está formulado matematicamente no modelo. O modelo network permite então a formulação das variáveis intermediárias, enquanto que o segundo não, consistindo em uma aplicação dos modelos básicos da DEA em cada estágio. Avkiran (2009) destacam que a NDEA possui um grande potencial para aplicação prática e fornece informações relevantes para os gestores. Os modelos de variáveis intermediárias, sejam eles independentes, conectados ou relacionais⁷, possibilitam superar o problema da “caixa preta”.

2.4.2 MODELO DEA DE DOIS ESTÁGIOS EXTERNOS

O outro ramo da literatura se refere aos modelos DEA de dois estágios externos, que consiste em um segundo estágio externo ao processo produtivo, sendo na verdade um procedimento adotado pelo pesquisador, em que é calculado no primeiro estágio os índices de eficiência por meio da DEA e, posteriormente, tais índices são utilizados para alimentar alguma outra técnica, podendo ser alguma regressão como a Método dos Mínimos Quadrados Ordinários ou *Ordinary Least Squares* (OLS) ou BTR, a *Analytical Hierarchy Process* (AHP), a *Artificial Neural Networks* (ANN), dentre outras, tendo em vista as diversas possibilidades existentes para o pesquisador no segundo estágio. Na Fig. 2.2 é apresentado a estrutura de um Modelo DEA de dois estágios externos. Nesse sentido, dentre as principais motivações para a utilização dos modelos DEA de dois estágios externos, bem como a respectiva técnica no segundo estágio, podem-se citar:

- Conforme destacam Paradi et al. (2011, p. 100), grande parte da rejeição por parte dos ges-

⁷Para maiores informações sobre cada um desses modelos, por favor, veja Kao e Hwang (2008, 2010, 2011).



Figura 2.2: Modelo DEA de dois estágios externos.

tores atinente as sugestões de melhorias feitas pela DEA ocorre por conta dos modelos tradicionais não considerarem que fatores ambientais, externos a organização, influenciam nos resultados encontrados no modelo, sendo que os administradores não teriam controle sobre tais fatores. Portanto, técnicas de regressão no segundo estágio são utilizadas, em que o índice de eficiência calculado pelo modelo DEA consiste na variável dependente e as variáveis exógenas como independentes;

- Tendo em vista que a DEA é bastante sensível a presença de *outliers* e ruídos estatísticos, ANN pode ser utilizada no segundo estágio com o intuito de encontrar os envelopes de dados, que ao invés de se basearem em pontos extremos, se alicerçam em toda a base (Wu et al., 2006). Além disso, a ANN possibilita ao pesquisador realizar previsões por meio do treino com os escores de eficiência mensurados pela DEA, ou seja, ao ser repetidamente exposta aos dados, as redes neurais “aprendem” a relação entre as variáveis de *inputs* e *outputs* das DMUs (Athanassopoulos & Curram, 1996);
- Reconhecendo a importância de se incluir na análise de eficiência indicadores qualitativos, Azadeh, Ghaderi, Mirjalili, e Moghaddam (2011) utilizaram um modelo DEA de dois estágios externo que integrou a DEA com a AHP, uma técnica de decisão multi-critério que foi desenvolvida por Saaty (1980) e que possibilita a modelagem de um problema complexo em uma estrutura hierárquica composta por diferentes níveis, sendo a parte superior da estrutura hierárquica composta pelo objetivo geral, enquanto que os níveis inferiores consistem em todas as alternativas possíveis (Sevкли, Koh, Zaim, Demirbag, & Tatoglu, 2007). Com isso, a AHP reduz a complexidade do processo decisório a uma série de simples comparações e rankings.

Para grande parte dos artigos analisados neste trabalho, estava claro se o estudo era um modelo DEA dois estágios externos ou não. Todavia, em outros casos isso não era tão evidente. Existe, nesse sentido, uma “zona cinzenta”, carecendo de uma definição clara e precisa de quando um estudo pode ser classificado como um modelo DEA de dois estágios externo. Exemplificando tal situação, Wu et al. (2006), que categorizaram seu trabalho como Modelo DEA de dois estágios, aplicaram a DEA para mensurar a eficiência dos bancos e, em segundo momento, utilizaram esses índices de eficiência para treinar a ANN. Por outro lado, Mostafa (2009), apesar de se basearem no estudo de Wu et al. (2006), não categorizaram sua pesquisa dessa forma. Após uma leitura cuidadosa, consideramos o estudo de Mostafa (2009) como modelo DEA de dois estágios externos, tendo em vista que eles utilizaram os scores da DEA, mensurados no primeiro estágio, em um modelo de ANN no segundo estágio, assim como em Wu et al. (2006).

Essa dificuldade na classificação dos artigos em modelos DEA de dois estágios externos ou não evidencia a importância de se analisar sistematicamente o tema, sendo este trabalho um esforço inicial nesse sentido, restrito ao setor bancário. Se houvesse uma definição clara para tais modelos, não haveria dificuldade em identificar quais estudos consistem em um modelo DEA de dois estágios externos ou não.

É importante mencionar também a existência de outro aspecto ambíguo referente aos modelos DEA de dois estágios externos, que consiste no impacto de variáveis exógenas na eficiência. Apesar de analisar tal efeito ser somente um dentre os diversos objetivos possíveis no segundo estágio, esse ponto necessita de uma discussão mais aprofundada, uma vez que a literatura apresenta resultados bastante controversos e, muitas vezes, sem o cuidado necessário na comparação entre os resultados.

Por diversas vezes, autores utilizam estudos anteriores para embasarem certos resultados encontrados, apesar dos estudos em questão terem utilizado abordagens distintas ou tenham mensurado diferentes tipos de eficiência. Primeiramente, sabe-se que a escolha das variáveis exerce grande influência nos resultados encontrados. Holod e Lewis (2011) evidenciaram que em um estudo seguindo a abordagem de produção, mantendo outras variáveis constantes, um maior volume de depósitos acarretaria em índices maiores de eficiência apontado pelo modelo DEA, já que depósitos seria um *output* do modelo. Em contrapartida, um pesquisador que tenha seguido a abordagem de intermediação e tenha tratado depósitos como *input*, mantendo as outras variáveis constantes, encontraria índices superiores de eficiência quando o banco apresentasse menores volumes de depósitos.

Esse problema se torna ainda mais interessante quando se considera dois estágios externos. Um estudo que tenha seguido a abordagem de intermediação, ou seja, estudou o banco em seu papel de intermediador financeiro e tenha analisado a eficiência por meio do modelo BCC, que mensura a eficiência relacionada somente com questões administrativas, realizando uma regressão no segundo estágio para a análise do impacto de variáveis exógenas na eficiência, poderá encontrar resultados distintos no que tange a esse impacto se comparado com uma outra pesquisa que tenha adotado critérios distintos.

Um exemplo disso é comparar o exemplo acima com um outro estudo que tenha analisado os bancos em sua função de ofertar serviços aos clientes, ou seja, seguiu a abordagem de produção de Benston (1965), e mensurou a eficiência por meio do modelo CCR, que mensura a eficiência técnica, também chamada de eficiência global. O efeito da variável exógena em questão poderá variar de um estudo para o outro simplesmente por conta das diferenças metodológicas adotadas, conforme discutido no caso da variável depósitos (Holod & Lewis, 2011). Não é surpresa, portanto, a literatura apresentar resultados bastante controversos nesse quesito.

A revisão realizada neste trabalho trará um direcionamento para essa discussão ao fornecer os resultados encontrados por pesquisadores que abordaram o modelo DEA dois estágios no setor bancário, evidenciando todos os aspectos metodológicos adotados por eles, isto é, a abordagem utilizada para selecionar as variáveis do modelo, o tipo de eficiência analisado, as variáveis não discricionárias utilizadas, e seus respectivos impactos, considerando as peculiaridades de cada estudo.

Visando apresentar uma descrição de estudos que aplicaram modelos dois estágios, sejam eles internos ou externos, no setor bancário, foi elaborado a Tab. 2.2, contendo uma breve revisão de cada estudo identificado considerando os critérios da revisão da literatura discutidos na Sec. 2.5. Os estudos foram ordenados dos mais antigos até os mais atuais, com o intuito de verificar como a literatura vem discutindo os tópicos em modelos DEA dois estágios no setor bancário ao longo do tempo. O artigo de X. Luo (2003), o mais antigo da amostra, foi classificado com o número 1, Barth e Staat (2005) com o número 2, e assim sucessivamente. Além disso, é apresentado na Tab. 2.2 o número de citações por artigo segundo o *Scopus* e, caso o artigo não esteja nessa base, *Web of Science* até agosto de 2018.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
1	X. Luo (2003).	Interno.	Analisando três lacunas na literatura, os autores analisaram a eficiência de lucratividade e <i>marketability</i> de 245 bancos dos EUA, além de verificar se a localidade do banco tem impacto em sua eficiência. Os resultados encontrados sugerem que a maior fonte de ineficiência dos bancos está na <i>marketability</i> . A localização do banco não tem relação com os índices de eficiência e a eficiência técnica global pode ser utilizada como um previsor da probabilidade de falência bancária.	134
2	Barth e Staat (2005).	Externo.	Analisar a eficiência de 31 agências do Kölner Bank da Alemanha, verificando o impacto de variáveis não discricionárias como área das agências, transportes públicos, competição entre outros. Os modelos dois estágios conseguiram avaliar de forma mais precisa a eficiência do que modelos de um estágio, sendo que nenhuma das variáveis ambientais foram estatisticamente significantes.	9
3	Wu et al. (2006).	Externo.	Combinar DEA com redes neurais (DEA-NN) para analisar a eficiência relativa de agências de um banco Canadense. Os resultados encontrados pelo modelo proposto são comparáveis com os dos modelos DEA tradicionais, sendo que o primeiro produz uma fronteira mais robusta e identifica mais DMUs eficientes, mas é inferior no apontamento de <i>Benchmarks</i> .	162
4	Pasiouras (2008).	Externo.	Avaliar a eficiência bancária em diferentes países (Contextos distintos) verificando o impacto de fatores regulatórios na eficiência. Os resultados fornecem evidências para três pilares do segundo acordo da Basileia. Bancos maiores e com menores empréstimos apresentaram melhores índices de eficiência puramente técnica sob qualquer circunstância. Variáveis específicas de cada país tiveram impacto estatisticamente significativo na eficiência.	105
5	Mostafa (2009).	Externo.	Analisar a eficiência dos maiores bancos árabes por meio da integração da DEA com redes neurais (NN). A NN possui um grande potencial para avaliar a eficiência relativa dos bancos por conta de sua flexibilidade e robustez. A capacidade preditiva do modelo é bem semelhante a outras técnicas estatísticas.	51

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
6	Thoraneenitiyan e Avkiran (2009).	Externo.	Investigar a relação entre a reestruturação bancária pós-crise, fatores específicos de cada país com a eficiência bancária em uma amostra de 110 bancos em cinco países asiáticos no período de 1997 a 2001. A reestruturação bancária não necessariamente aumenta a eficiência dos bancos. Fusões e Aquisições (F&A) domésticas apresentam melhores resultados na eficiência do que aquisição estrangeira. Bancos sob intervenção estatal são mais ineficientes. As ineficiências no setor bancário são atribuídas em grande parte a fatores específicos de cada país.	30
7	Staub et al. (2010).	Externo.	Estimar eficiência de custo, alocativa e técnica dos bancos brasileiros no período de pós-privatização (2000–2007) por meio de um modelo três estágios. Os bancos brasileiros apresentam um grau de ineficiência elevado se comparado com demais países. Bancos públicos foram mais eficientes do que privados, e estrangeiros apresentaram maiores níveis de ineficiência de custo. Tamanho não é uma variável importante que impacte na eficiência.	87
8	Tsolas (2010).	Interno.	Mensurar a eficiência global, composta pela eficiência de lucratividade DEA e eficácia, das 50 melhores agências do banco grego The Bank. Dezenove agências foram eficientes em lucratividade e eficácia. Em relação a eficiência global, o principal causador de ineficiência foi a lucratividade. A performance do The Bank pode ser aprimorada consideravelmente com melhorias nas agências identificadas com as piores práticas.	20
9	Azadeh et al. (2011).	Externo.	Analisar e indicar meios de otimizar a produtividade dos trabalhadores de diversas agências do Bank of Industry and Mine in Iran. Integrando AHP e DEA, verificou-se que grande parte da ineficiência das agências se deve a baixa qualidade de trabalho e muitas horas de treinamento. A técnica de análise proposta se mostrou superior as demais, possibilitando trabalhar com dados qualitativos e quantitativos.	24
10	Holod e Lewis (2011).	Interno.	Propor um modelo DEA que considera a variável depósitos como uma variável intermediária. Os resultados apontam que a decisão de definir depósitos como <i>input</i> ou <i>output</i> afeta significativamente os índices e o ranking de eficiência dos modelos tradicionais e, por esta razão, o modelo desenvolvido pelos autores conseguiu evitar esse dilema.	51

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
11	Paradi et al. (2011).	Externo.	Aplicar um modelo dois estágios DEA para analisar a eficiência de 816 agências bancárias visando conciliar os resultados apontados por esse modelo com as opiniões dos gerentes dessas organizações. Os índices de eficiência apresentaram variações consideráveis entre as diferentes regiões analisadas. Agências em mercados menores foram mais eficientes. Considerar diferentes abordagens permitiu encontrar resultados com maior consistência.	111
12	Shahroodi, Amirteimoori, e Safari (2011).	Interno.	Analisar a eficiência de 20 agências do Saderat Bank, Irã, apontando quais agências são eficientes, ineficientes, qual o <i>benchmarking</i> para as ineficientes e como elas podem aprimorar suas operações. Somente três agências foram eficientes, sendo que a maior fonte de ineficiência foi no estágio de produção.	2
13	F.-H. Liu e Chen (2012).	Interno.	Identificar falências bancárias por meio de um modelo DEA dois estágios de fronteira de piores práticas, que possibilita trabalhar com <i>output</i> negativo. A análise empírica realizada comprovou a aplicabilidade do modelo em prever potenciais falências bancárias, uma vez que o modelo previu uma quantidade de potenciais bancos a falirem semelhante ao que vem sendo observado no Taiwan.	2
14	Maghyreh e Awartani (2012).	Externo.	Analisar a influência de reformas no setor bancário de seis países, cujos objetivos eram fortalecer a integração financeira e econômica entre esses países. Essas medidas apresentaram impactos significativos na eficiência e na homogeneização dos setores bancários dos países analisados.	17
15	Shyu e Chiang (2012).	Externo.	Analisar a verdadeira eficiência gerencial de 123 agências de um banco em Taiwan por meio de um modelo três estágios, com ajuste para variáveis ambientais e ruídos estatísticos. Os modelos tradicionais DEA superestimaram os índices de eficiência. A principal causa de ineficiência das agências foi a escala operada. Localização não apresentou impactos significativos na eficiência. Agências com maiores escopos de atuação e volume de depósitos foram mais eficientes.	23
16	Yang e Liu (2012).	Interno.	Integrar NDEA com <i>fuzzy</i> visando mensurar o desempenho de agências do setor bancário de Taiwan. A maioria das agências analisadas tiveram um melhor desempenho do estágio de produtividade, que se refere ao primeiro estágio. Despesa de intermediação é o maior fator do primeiro estágio, enquanto que receitas de intermediação e receitas de fundos são fatores chaves do segundo estágio.	43

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
17	Halkos e Tzeremes (2013).	Externo.	Examinar a eficiência de 18 bancos gregos em um período de crise fiscal da Grécia, verificando como se comportaria a eficiência desses bancos com possíveis F&A. Os resultados sugerem que, analisando ano antes e ano depois da crise, as F&A virtuais não geraram eficiência operacional a curto prazo. Não necessariamente uma F&A entre bancos eficientes gerará um banco eficiente.	32
18	Kholousi (2013).	Externo.	Mensurar a eficiência de 16 agências no Irã utilizando um modelo integrado de DEA com AHP. A localização das agências foi um fator determinante da eficiência. Os pontos fortes de uma agência podem servir como <i>benchmarking</i> para as demais. A utilização da AHP juntamente com a DEA forneceu resultados mais consistentes.	1
19	Lin e Chiu (2013).	Interno.	Aplicar um modelo integrado para a mensuração da eficiência bancária em Taiwan por meio de <i>Independent Component Analysis</i> (ICA) e <i>Network Slacks-Based Measure</i> (NSBM). Três dimensões de eficiência foram analisadas: eficiência de produção, eficiência de serviço e eficiência de lucratividade. Os resultados indicam que o modelo proposto conseguiu determinar as principais causas de ineficiência dos bancos, apresentando uma ótima capacidade discriminativa.	23
20	Matthews (2013).	Interno.	Avaliar o desempenho do gerenciamento do risco dos bancos chineses no que tange a sua contribuição para a lucratividade por meio de um modelo NDEA de três estágios. A inclusão das <i>proxys</i> construídas para o risco no modelo aprimorou a mensuração da eficiência, com um poder explicativo do ROA superior.	69
21	Özdemir (2013).	Externo.	Integrar a DEA e a <i>Analytical Network Process</i> (ANP) para avaliar a eficiência de bancos comerciais na Turquia, com a possibilidade de incorporar preferências gerenciais no modelo. A integração proposta apresentou diversas vantagens em relação aos modelos tradicionais como considerar múltiplas medidas de desempenho, os pesos do modelo são baseados nas preferências dos gerentes, dentre outras.	1
22	Xu (2013).	Interno/Externo.	Verificar o impacto do tamanho e do poder de mercado na eficiência de 16 bancos chineses no período de 2007 a 2011. Os resultados encontrados apontam que o tamanho é um fator determinante na eficiência dos bancos. Um ambiente econômico favorável (Crescimento real do PIB) também tem influência positiva na eficiência.	0

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
23	Ebrahimnejad, Tavana, Lotfi, Shahverdi, e Yousefpour (2014).	Interno.	Propor um modelo três estágio DEA com dois estágios paralelos independentes, em que os <i>outputs</i> desses estágios servem como <i>inputs</i> para o terceiro estágio, com a presença de <i>outputs</i> indesejáveis. Em um estudo de caso de 49 agências do People's Bank, ficou comprovado a eficácia e a aplicabilidade do modelo em estudos de eficiência bancária.	29
24	J. Huang, Chen, e Yin (2014).	Interno/Externo.	Propor um modelo Network Slack-Based Measures (NSBM) DEA dois estágios com <i>output</i> indesejável visando abrir a “caixa preta” do processo produtivo. O modelo proposto apresenta uma melhor aplicabilidade em relação aos modelos tradicionais. Todas as hipóteses propostas para os determinantes da eficiência foram confirmadas no que se refere a eficiência global. O mesmo não ocorreu quando se analisou cada estágio individualmente.	9
25	Piot-Lepetit e Nzongang (2014).	Interno.	Analisar a eficiência de Micro Instituições Financeiras (MFIs) tanto na execução de tarefas financeiras quanto no seu papel de enfrentamento de problemas sociais, por meio de empréstimos ao mais pobres, dentre outros. Em 46% das MFIs não houve <i>tradeoff</i> entre as duas dimensões analisadas. Direcionamentos foram dados com o intuito das MFIs aprimorarem tanto sua eficiência financeira quanto social.	18
26	K. Wang et al. (2014).	Interno.	Analisar a eficiência dos 16 maiores bancos chineses no período de 2003 a 2011, período de uma reforma no setor bancário chinês, considerando depósitos como variável intermediária e empréstimos não realizados como <i>output</i> indesejável. O modelo dois estágio conseguiu explicar de forma mais apropriada a ineficiência dos bancos do que modelos convencionais DEA, a eficiência dos bancos aumentou durante o período analisado por conta da reforma, bancos públicos eram mais eficientes antes da reforma, tendo essa diferença reduzida após a reforma.	76
27	W.-K. Wang, Lu, e Liu (2014).	Interno/Externo.	Investigar a relação entre a eficiência bancária e o capital intelectual em uma amostra composta por 16 bancos dos EUA por meio de um modelo dois estágios com lucratividade no primeiro e criação de valor no segundo. Os autores encontraram evidências de que o capital intelectual impacta positivamente na eficiência.	21

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
28	Wanke e Barros (2014).	Interno/Externo.	Avaliar os 40 maiores bancos do Brasil no que tange a otimização de custos e eficiência produtiva, estabelecendo uma conexão entre essas duas variáveis. Bancos brasileiros tendem comparativamente a serem mais eficientes em converter despesa administrativa e despesa com pessoal em Patrimônio Líquido (PL) e ativos permanentes do que gerenciar recursos físicos e humanos. F&A, tamanho e o fato do banco ser público são variáveis determinantes na eficiência.	48
29	An, Chen, Wu, e Liang (2015).	Interno.	Mensurar a eficiência de 16 bancos chineses no período de 2008 a 2012 por meio de uma abordagem de DEA-SBM dois estágios, em que o primeiro estágio foi chamado de “gerador de depósitos” e o segundo como “utilizador de depósitos”, com a presença de <i>output</i> indesejável. Os resultados indicam que a eficiência aumentou durante esses cinco anos por conta de aprimoramentos dos bancos na criação de depósitos.	11
30	Chao, Yu, e Wu (2015).	Interno.	Aplicar um modelo dinâmico de Network Slack-Based Measure DEA com o objetivo de avaliar a performance de bancos de Taiwan durante o período de 2005–2011. Utilizando um modelo três estágios, os resultados indicam que os bancos perderam lucratividade desde a crise de 2008, enquanto que a criação de capital intelectual aumentou no período de 2008 a 2010.	7
31	Khalili-Damghani, Taghavi-Fard, e Karbaschi (2015).	Interno/Externo.	Avaliar a eficiência relativa de serviços ao consumidor em 30 agências no Irã por meio de um modelo híbrido baseado em <i>Multi-Criteria Satisfaction Analysis</i> (MUSA) e NDEA. O método proposto conseguiu identificar quais agências estavam conseguindo atender as expectativas dos consumidores, tendo a possibilidade de aplicação em diversas outras áreas.	0
32	Fukuyama e Weber (2015).	Interno.	Analisar a eficiência e produtividade dinâmica de bancos comerciais japoneses, maximizando os <i>outputs</i> desejáveis e minimizando os indesejáveis (Empréstimos não realizáveis). Para uma janela dinâmica de 3 anos, a ineficiência dos bancos japoneses variou de 19,5 % dos <i>inputs</i> e <i>outputs</i> médios em 2007–2009 para 21,5 % dos <i>inputs</i> e <i>outputs</i> médios em 2008–2010. Bancos poderiam se tornar mais eficientes aumentando o volume de depósitos.	17
33	Kwon e Lee (2015).	Interno/Externo.	Combinar duas técnicas empíricas de análise de dados para avaliar e prever melhorias de desempenho de 181 bancos dos EUA. O modelo proposto auxilia de forma impactante o processo gerencial de tomada de decisão.	19

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
34	Shawtari et al. (2015).	Externo.	Mensurar a eficiência dos bancos comerciais e islâmicos do Iêmen, analisando a estabilidade e a eficiência do setor, verificando também variáveis que possam estar afetando essa eficiência. Como resultado foi identificado que as recentes reformas adotadas pelo governo do Iêmen falharam em aprimorar o setor, uma vez que os escores de eficiência foram baixos. Bancos islâmicos apresentaram melhores performance do que comerciais.	2
35	Sufian (2015).	Externo.	Estimar a eficiência de bancos da Malásia no período de 1999 a 2008, analisando o impacto de diversas variáveis ambientais nesses índices de eficiência como liquidez, risco, tamanho, lucratividade, nível de capitalização, condições macroeconômicas, entre outras. Tamanho, receitas sem relação com juros, controle estrangeiro, e capitalização tem impacto positivo na eficiência produtiva. Bancos públicos foram mais ineficientes. Risco do crédito e liquidez não foram estatisticamente significantes.	0
36	Tsolas e Charles (2015).	Externo.	Incorporar modelos estocásticos na DEA visando analisar a eficiência de bancos gregos em um momento de crise do país incorporando a variável risco. O modelo utilizado mensura a eficiência considerando a possibilidade de variáveis estocásticas no modelo DEA, além de conseguir separar dos índices de eficiências condições favoráveis de operação.	21
37	M.-S. Wang e Lu (2015).	Interno/Externo.	Analisar a eficiência dos bancos em Taiwan apontando os benefícios marginais da tecnologia da informação (TI) na eficiência. Além disso, considerando o acordo da Basiléia III, é mensurado o impacto de algumas <i>proxys</i> para risco na eficiência. Grande parte dos bancos precisam aprimorar seus retornos de escala em <i>inputs</i> de TI. O efeito das <i>proxys</i> de risco na eficiência foi bastante variado.	0
38	Nguyen, Nghiem, Roca, e Sharma (2016).	Externo.	Mensurar a eficiência de custo de 32 bancos vietnamitas no período de 2000 a 2014, verificando o impacto de duas reformas no setor bancário, a saber: aquisição parcial por bancos estrangeiros e ingresso no mercado acionário, além de analisar o impacto de outras variáveis ambientais. A eficiência apresentou uma leve tendência ascendente no período. Bancos listados na bolsa ou que foram parcialmente adquiridos por capital estrangeiro apresentaram melhores índices de eficiência.	3

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
39	Rayeni e Saljooghi (2016).	Interno.	Investigar a eficiência e o efeito do risco nesse índice por meio de um modelo três estágios em um estudo de caso com 14 agências. O risco faz com que os bancos busquem aprimoramento de suas operações, aumentando, por conseguinte, sua eficiência técnica. Portanto, risco tem relação positiva com eficiência.	2
40	Stewart, Matousek, e Nguyen (2016).	Externo.	Analisar a eficiência dos bancos vietnamita nos anos de 1999 a 2009, identificando as variáveis determinantes para a eficiência bancária. Os maiores bancos são mais eficientes do que os bancos médios e pequenos, sendo que os últimos são os mais ineficientes. Lucratividade apresentou impacto positivo na eficiência, enquanto que número de agências e número de anos em operação tiveram o efeito inverso. No que tange a eficiência global, bancos privados são mais eficientes do que bancos públicos.	15
41	Wanke, Barros, Azad, e Constantino (2016).	Externo.	Prever, por meio de um modelo dois estágios adaptado, o impacto na eficiência de F&A virtuais de bancos de Moçambique, analisando também os resultados caso o banco fosse de controle estatal ou estrangeiro. Os resultados apontam que o controle do banco (Estatal ou estrangeiro) afeta a eficiência e que as fusões deveriam ocorrer entre bancos de diferentes controles. F&A envolvendo os bancos analisados podem levar, na maioria dos casos, a situação de retornos decrescentes de escala.	3
42	Wanke, Barros, e Emrouznejad (2016).	Externo.	Utilizar um novo modelo de Fuzzy-DEA para avaliar a eficiência bancária em Moçambique para os anos de 2003–2011. Diversos aspectos explicam a eficiência bancária em Moçambique como preço da mão-de-obra, preço do capital e entrada e saída de depósitos. O efeito das demais variáveis ambientais foi ambíguo, dependendo do grau de incerteza do modelo. Os bancos deveriam diminuir o número de funcionários e fazer iniciativas para alavancar capital.	5
43	Aggelopoulos e Georgopoulos (2017).	Externo.	Analisar a eficiência de agências de um banco na Grécia em períodos distintos da economia, com expansão seguida de fortes recessões, verificando como se comportou a eficiência ao longo desses anos. A eficiência dos bancos se deteriorou no início da recessão e, principalmente, quando ela se aprofundou.	3

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
44	Alhassan e Tetteh (2017).	Externo.	Examinar o impacto de variáveis exógenas na eficiência de 26 bancos ganeses no período de 2003 a 2011. Percebe-se um alto nível de ineficiência dentre os bancos ganeses, em decorrência principalmente da EPT. O tamanho do banco influencia positivamente a eficiência somente até um certo ponto ótimo, em razão das economias de escala. Concentração de mercado, alavancagem e provisão de perdas com empréstimos são outros fatores significantes apontados como determinantes da eficiência.	1
45	Azad, Kian-Teng, e Talib (2017).	Interno/Externo.	Avaliar e otimizar a produtividade dos funcionários do Bank of Industry and Mine in Iran por meio da integração da DEA com AHP, com indicadores quantitativos e qualitativos. Os resultados indicam que a maior parte da ineficiência dos bancos é dividida a baixa qualidade de trabalho e muitas horas de treinamento.	2
46	Farandy, Suwito, e Dabutar (2017).	Externo.	Investigar o impacto de variáveis exógenas na eficiência de bancos comerciais islâmicos na Indonésia no período de 2011 a 2014. A eficiência média dos bancos comerciais islâmicos foi de 91,82%. Ativo e ROA impactaram positivamente, enquanto que o número de agências afetou de forma negativa a eficiência do banco.	1
47	Fukuyama e Matousek (2017).	Interno/Externo.	Estender a modelagem NDEA dois estágios ao propor uma função de receita bancária. Além disso, é aplicado também o modelo de Nerlove para identificar as ineficiências dos bancos. Os resultados encontrados indicam que os bancos regionais japoneses não atingiram o ponto ótimo em seus processos produtivos. O principal causador da ineficiência dos bancos é a eficiência alocativa. Capitalização e risco tiveram efeito negativo na eficiência.	15
48	Gulati e Kumar (2017).	Interno/Externo.	Mensurar a eficiência operacional e de intermediação de 46 bancos indianos por meio de um modelo dois estágios Network DEA, além do BTR para verificar o impacto de variáveis nesses índices. A eficiência geral do setor necessita de aprimoramento nos dois estágios analisados. Bancos maiores e privados apresentaram resultados superiores.	2
49	Kamarudin, Hue, Sufian, e Mohamad Anwar (2017).	Externo.	Analisar os determinantes da produtividade de Bancos do Southern Asia. Os bancos islâmicos nacionais e estrangeiros apresentaram um aprimoramento no <i>Total Factor Productivity Change</i> (TFPCH). Dentre as variáveis exógenas analisadas, capitalização, liquidez e a crise financeira mundial apresentaram influência significativa no nível de produtividade dos bancos.	1

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
50	Kong, Fu, e Yu (2017).	Interno/Externo.	Propor uma extensão do modelo dois estágios DEA desenvolvido por Y. Chen e Zhu (2004), tornando possível trabalhar com dados negativos e <i>outputs</i> indesejáveis. Eficiência operacional, calculada no primeiro estágio é estatisticamente inferior a eficiência de lucratividade, mensurada no segundo estágio.	1
51	Shi, Li, Emrouznejad, Xie, e Liang (2017).	Interno.	Propor um modelo para estimar e decompor possíveis ganhos de F&A de bancos chineses. Os resultados encontrados apontam que com as F&A os bancos podem aprimorar suas operações, principalmente em relação a eficiência técnica. Por outro lado, as F&A impactam negativamente na eficiência de escala.	3
52	Wanke, Marenda, e Gupta (2017).	Externo.	Analisar a eficiência virtual de F&A de bancos sul africanos. Além disso, é testado o impacto de variáveis contextuais nesses índices de eficiência. Grande parte das F&A analisadas são benéficas para os bancos, aumentando a eficiência técnica, principalmente em termos de produção. Os ganhos da F&A tendem a serem maiores quando os dois bancos são locais.	6
53	Z. Chen, Matousek, e Wanke (2018).	Externo.	Apresentar um modelo <i>Satisficing</i> DEA com SVM no segundo estágio com o intuito de discriminar entre grupos de alta/baixa eficiência dentro de cada limiar de desempenho e verificar como os efeitos de diferentes variáveis relacionadas ao contexto variam de níveis de eficiência mais baixos a mais altos. As variáveis contextuais mais importantes para a eficiência bancária chinesa são aquelas relacionadas ao fato do banco ser doméstico e listado no mercado acionário chinês. Os resultados também confirmam que o desempenho do setor bancário chinês é bastante fraco.	3
54	Du, Worthington, e Zelenyuk (2018).	Externo.	Analisar o impacto da diversificação dos ativos na eficiência de bancos chineses no período de 2006 a 2011. Além disso, os autores propuseram uma inovação ao estender o BTR de Simar e Wilson (2007). Os bancos chineses poderiam aprimorar sua eficiência com um aumento na diversificação de suas carteiras de ativos.	1
55	Fernandes et al. (2018).	Externo.	Mensurar a eficiência de bancos de países “periféricos” da zona do Euro e examinar os efeitos dos determinantes do risco bancário na performance de tais bancos no período de 2007 a 2014. Os resultados indicam que níveis maiores de liquidez e risco de crédito influenciam negativamente a eficiência, enquanto que capital e risco têm um impacto positivo no desempenho dos bancos. Além disso, verificou-se que a crise potencializa o efeito das variáveis relacionadas ao risco bancário.	0

Continua na próxima página.

N.	Estudo	2º Estágio	Breve Resumo	N. de Citações
56	Ouenniche e Carrales (2018).	Externo.	Investigar a eficiência de 109 bancos do Reino Unido no período de 1987–2015, por meio da DEA com um mecanismo de <i>feedback</i> com regressão. Vários tipos de modelo DEA foram utilizados, bem como diferentes orientações. O modelo proposto aumentou o poder discriminatório da DEA. O SBM apresentou resultados mais consistentes do que o BCC e o CCR.	0
57	T.-H. Huang, Chen, e Lin (2018).	Interno.	Estender o NDEA to a <i>Copula-Based Network SFA model</i> , com aplicação em bancos dos EUA. O modelo proposto possibilitou superar o problema de convergência especificamente para um modelo de equações simultâneas altamente não-lineares. A ineficiência dos bancos vem principalmente do primeiro estágio.	1
58	Xu (2018).	Interno/Externo.	Mensurar a eficiência de bancos comerciais chineses e verificar o impacto da participação de capital estrangeiro na eficiência. Bancos com participação de capital estrangeiro tendem a serem mais eficientes, mesmo que essa participação seja de acionistas minoritários. Além disso, a eficiência também é influenciada por fatores macroeconômicos.	0
59	Zhou, Amowine, e Huang (2018).	Interno.	Desenvolver um modelo dinâmico DEA-SBM dois estágios com o intuito de identificar as fontes de ineficiência dos bancos ganeses. Os índices de eficiência dos bancos foram consideravelmente baixos. A maior fonte de ineficiência consiste no primeiro estágio, chamado de “estágio de produtividade”.	0

Tabela 2.2: Breve descrição dos objetivos e resultados de cada estudo analisado.

Analisando pesquisas realizadas cujo foco eram avaliar a eficiência de bancos brasileiros, Ceretta e Niederauer (2001, pp. 7–22) avaliaram a rentabilidade e eficiência dos bancos brasileiros utilizando a DEA. Por meio da comparação de uma matriz de rentabilidade *versus* eficiência produtiva, foram analisados 144 conglomerados financeiros com dados relativos ao segundo semestre de 1999, em que foi considerado como variáveis volume de receita, resultado do semestre, capital próprio e capital de terceiros. A matriz de rentabilidade foi construída por meio da análise comparativa dos bancos, por meio da DEA. Os conglomerados financeiros foram agrupados em três categorias de acordo com seu porte, visando homogeneizar os grupos: grande, médio e pequeno. Ceretta e Niederauer (2001, pp. 17–18) encontraram que o grupo composto pelos maiores bancos obtiveram desempenho bem superior aos demais grupos. A eficiência operacional e rentabilidade desse grupo foram bem superiores em relação aos demais grupos. Os maiores são também os que apresentaram melhor harmonia na utilização do capital próprio e de terceiros. Além disso, os mesmos autores identificaram pouca relação entre eficiência operacional e rentabilidade. Por fim, a eficiência média do grupo composto pelos conglomerados grandes foi de 0,78, enquanto que os médios tiveram 0,50 e os pequenos 0,40. Analisando a matriz BGC⁸ elaborada Ceretta e Niederauer (2001, pp. 18–19), fica evidente a superioridade do conglomerado composto pelos maiores bancos.

Wanke e Barros (2014, pp. 2341–2342), para analisar as variáveis que impactam na eficiência, separaram os bancos brasileiros em quatro grupos, segundo suas características e tamanho. O grupo 1 ficou composto pelos bancos pequenos, o grupo 2 com os três maiores bancos do SFN, o grupo 3 por bancos de investimento e *factoring* e o grupo 4 bancos estatais e grandes bancos estrangeiros. Para mensurar a eficiência, eles utilizaram um modelo DEA de dois estágios. O primeiro estágio foi chamado de eficiência de custos e o segundo de eficiência produtiva. Os resultados encontrados mostraram que os bancos brasileiros tendem, comparativamente, a serem mais eficientes em converter despesas administrativas e despesas com pessoal em patrimônio líquido e ativos permanentes do que gerenciar recursos físicos e humanos, ou seja, são mais eficientes em produtividade do que em gerenciar custos. Outro resultado encontrado é que bancos estrangeiros são, em geral, mais eficientes em custos e produtividade do que os brasileiros. Isso se explica devido a transferência de conhecimentos da matriz e ganhos provenientes de economia de escala. Nesse sentido, foi identificada relação entre o tamanho do banco e a eficiência de custos, em que os maiores bancos tiveram maiores níveis de eficiência de custos.

Staub et al. (2010, pp. 204–212) aplicaram um modelo de três estágios em painel para verificar se a eficiência aumentou ao longo do tempo, se bancos privados são mais eficientes do que os bancos públicos, se os maiores bancos são mais eficientes e quais são as principais causas de ineficiência. Eles apontam que a ET dos maiores bancos não foi superior aos dos menores, sendo, inclusive, menor do que os bancos que foram classificados na categoria micro

⁸A matriz BGC é um método gráfico que possibilita comparar tanto os diferentes produtos de uma mesma empresa quanto uma comparação entre empresas distintas, baseando-se em volume, participação de mercado e crescimento de mercado. Os aspectos avaliados são classificados em “estrelas”, “ponto de interrogação”, “vacas leiteiras” ou “abacaxis”.

(0,65 *versus* 0,72) no período de 2000 a 2007. Apesar de não ser estatisticamente significativa, os resultados encontrados por esses autores podem sugerir uma possível existência da hipótese de nichos de mercado⁹, o que geraria vantagem para os micro bancos.

2.5 REVISÃO DA LITERATURA - MODELO DEA DOIS ESTÁGIOS

Revisão da literatura sobre DEA não é algo novo. Emrouznejad et al. (2008); Emrouznejad e Yang (2017); J. S. Liu, Lu, Lu, e Lin (2013a, 2013b); Mardani, Zavadskas, Streimikiene, Jusoh, e Khoshnoudi (2017); Mariano, Sobreiro, e Rebelatto (2015); Sueyoshi, Yuan, e Goto (2017) já conduziram um estudo com tal finalidade nas mais diversas áreas. Entretanto, no que tange ao setor bancário, até onde se sabe, somente Fethi e Pasiouras (2010); Paradi e Zhu (2013) tiveram como foco esse setor, sendo que nenhum deles revisaram especificamente modelos dois estágios DEA em bancos, um tópico que vem ganhando bastante destaque, conforme destacado por Emrouznejad e Yang (2017).

Segundo M. C. R. C. Ferreira, Sobreiro, Kimura, e Barboza (2016, p. 7), a revisão da literatura consiste em uma importante ferramenta para reunir os resultados de estudos anteriores sobre um determinado tema, apresentando uma análise aprofundada dos principais estudos. Este método é particularmente relevante por mapear quais são os principais tópicos estudados e fornecer um entendimento do estado da arte sobre o assunto, além de identificar a existência de possíveis gaps e oportunidades para estudos futuros. Nesse sentido, Jabbour (2013, p. 145) aponta que tal técnica identifica os desafios para o desenvolvimento de estudos futuros, ou seja, após identificar as características de como a literatura vem discutindo um tema, é possível descobrir possíveis lacunas e oportunidades de tópicos que não vem sendo discutido na mesma proporção de outros. Além dos apontamentos anteriores, a revisão aqui realizada é importante pois, apesar de existirem revisões da literatura de DEA em bancos, a saber Fethi e Pasiouras (2010); Paradi e Zhu (2013), nenhuma delas analisou especificamente os modelos DEA dois estágios em bancos.

Considerando o estudo de Emrouznejad e Yang (2017), ao identificar as palavras-chaves mais populares das publicações de 2015 e 2016, na segunda posição apareceram palavras-chaves como os modelos dois estágios e decomposição da eficiência, que é uma das funcionalidades desses modelos, e na quarta posição palavras como *Bootstrap* e *Bootstrapping*, técnicas que são utilizadas no segundo estágio para permitir inferências estatísticas como, por exemplo, testes de hipótese. Além disso, Emrouznejad e Yang (2017) verificaram que o setor bancário consiste no segundo campo de pesquisa com maior número de pesquisas. Atrelando esses dois aspectos, tem-se um tópico emergente na DEA que, até onde se sabe, ainda não foi revisado de forma sistemática: modelos DEA dois estágios. Portanto, ao revisar esse tópico, o presente trabalho contribui para a literatura apresentando o estado da arte sobre esse tópico e fornecendo uma

⁹Staub et al. (2010, pp. 206–208) sugerem que os menores bancos podem ter vantagens por operarem em nichos específicos de mercado. A onda de fusões e aquisições do setor bancário brasileiro pode ter explicação nessa teoria, com os maiores bancos tentando aumentar sua eficiência comprando os menores altamente especializados para operarem nesses nichos.

agenda para estudos futuros.

A despeito da popularidade e dos vários anos de pesquisa, questões bastante frequentes em estudos de DEA em bancos como qual deve ser a orientação (*Input* ou *output*) e qual o escopo que o banco deve ser analisado que, por sua vez, influenciará nas escolhas das variáveis do modelo ainda permanecem sem resposta. No caso particular dos modelos DEA de dois estágios, diversos outros aspectos necessitam de uma maior discussão como qual o tipo de modelo DEA de dois estágios mais utilizado e, no caso dos modelos dois estágios externos, qual a técnica mais popular no segundo estágio e quais os impactos das variáveis não discricionárias na eficiência bancária. Talvez o aspecto mais claro para os pesquisadores seja de que o modelo CCR só deve ser utilizado quando todas as empresas estejam operando no nível ótimo de escala (Fethi & Pasiouras, 2010; George Assaf, Barros, & Matousek, 2011; Řepková, 2014), portanto, modelos que trabalham com retornos variáveis de escala têm sido priorizados em pesquisas mais recentes (Fethi & Pasiouras, 2010, p. 191), mas, ainda sim, não é possível afirmar que um modelo seja superior ao outro.

Considerando os aspectos que ainda não são unanimidades na literatura, o presente trabalho traz uma contribuição ao fornecer direcionamento para pesquisadores em estudos futuros sintetizando como a literatura vem trabalhando com esses tópicos relevantes para estudos de modelos DEA de dois estágios em bancos.

Discorrendo brevemente sobre as duas revisões sobre DEA em bancos mencionadas anteriormente, Fethi e Pasiouras (2010, pp. 189–196) revisaram 196 estudos que aplicaram técnicas de pesquisa operacional ou inteligência artificial no setor bancário. Para tal, eles realizaram a busca na base da *Scopus* com as seguintes palavras chaves: “*bank efficiency*”, “*bank and data envelopment analysis*”, “*bank performance*”, “*bank and neural networks*”, “*bank and artificial intelligence*”, “*bank and operational research*”. O período da revisão foi de 1998 a 2009, sendo que foram considerados somente artigos em inglês. Dos 196 artigos, 151 utilizaram a DEA e suas variações para estimar diversas medidas de eficiência bancária e crescimento da produtividade. Portanto, a DEA é a técnica mais utilizada na área de pesquisa operacional. Os artigos analisados estavam publicados em 73 diferentes journals, sendo que 58% das publicações estavam concentradas em 12 journals. Em primeiro lugar, tem-se o *European Journal of Operational Research* (EJOR), seguido do *Journal of Banking and Finance* e do *Applied Financial Economics*, com 19, 15 e 13 publicações respectivamente. No tocante a questões relacionadas ao método, grande parte dos estudos focam na mensuração da eficiência técnica, trabalham com retornos variáveis de escala, utilizam orientação a *input* e seguem a abordagem de intermediação para selecionar as variáveis.

Na seção 3 de seu trabalho, Fethi e Pasiouras (2010, pp. 190–194) discutem sobre tópicos de interesse dos estudos analisados, em que é válido destacar suas discussões sobre os determinantes da eficiência. Entre as variáveis não discricionárias que são estudadas, comumente tem-se o tamanho, lucratividade, capitalização e fatores específicos do país. Apesar de fornecerem uma discussão esclarecedora nesse aspecto, eles não identificaram a técnica mais utilizada no segundo estágio para esse fim, assim como não especificaram claramente qual impacto esses

estudos encontraram em relação as variáveis não discricionárias nos diferentes tipos de eficiência (ET, EPT e Eficiência de Escala (ES)), bem como os diferentes papéis exercidos pelo banco. Entre os demais tópicos de interesse, tem a relação entre retornos das ações e eficiência, propriedade bancária, eventos corporativos como as fusões e aquisições e eficiência, reformas regulamentárias ou liberações e eficiência, comparação entre técnicas de fronteira e eficiência de agências.

Paradi e Zhu (2013, pp. 61–70) revisaram 80 estudos que aplicaram a DEA em agências bancárias, classificados de acordo com os seguintes atributos: país ou região, *inputs*, *outputs*, premissa em relação ao retorno de escala e o objetivo. Com exceção de dois estudos, todos os demais focaram nas agências de somente um país. Os cinco países mais pesquisados foram o Canadá, Grécia, Portugal, Estados Unidos e Reino Unido, representando 65% dos estudos revisados. Os estudos possuíam dois focos principais: desenvolver modelos mais avançados da DEA (38% ou 30 artigos) e avaliar a eficiência e fornecer direcionamento para aprimoramentos (33% ou 26 artigos). Dos 80 artigos, cinco utilizaram depósitos como *input* e 43 como *output*, 47% seguiram a premissa de retornos constantes de escala, 20% retornos variáveis de escala e 33% utilizaram ambos os modelos.

Paradi e Zhu (2013, p. 69) concluem sua revisão afirmando que apesar da DEA ser uma técnica determinística, seus resultados são sensíveis aos dados usados. Então, gerar inferências estatísticas e intervalos de confiança seriam de grande relevância, pois possibilitaria provar a confiabilidade e aceitação do modelo. Eles destacam que apesar de diversos avanços já terem sido feito nesse sentido nos últimos 20 anos, isso ainda permanece como uma oportunidade para estudos futuros. Portanto, no caso de agências bancárias, existe uma oportunidade de pesquisas que utilizem técnicas estatísticas, como o BTR de Simar e Wilson (2007), em conjunto com a DEA.

Esta revisão se diferencia das demais, como a de Fethi e Pasiouras (2010) e Paradi e Zhu (2013), primeiramente por focar em um tópico emergente da literatura sobre DEA, os modelos DEA dois estágios em bancos (Emrouznejad & Yang, 2017). Apesar de Fethi e Pasiouras (2010) discutir sobre esse aspecto, isso foi feito de forma breve. Discutir como tem sido a aplicação dos modelos DEA de dois estágios em bancos, verificando quais foram os objetivos desses estudos, quais os resultados encontrados e até mesmo aspectos relacionados a própria terminologia “dois estágios” se mostram de suma importância e que, até onde se sabe, não foi realizado. Em segundo lugar, as classificações e codificações aqui realizadas, propostas por Lage Junior e Godinho Filho (2010) e, posteriormente, disseminadas por Henriques, Sobreiro, e Kimura (2018); Mariano et al. (2015); Silva et al. (2017) são únicas na área de eficiência bancária. Por fim, em relação a revisão de Fethi e Pasiouras (2010), já se passaram mais de 8 anos o que, apesar de não ser um longo espaço de tempo, indica a necessidade de uma nova revisão considerando o contexto dos modelos dois estágios, uma vez que esses modelos têm ganhando notoriedade, principalmente, nos últimos anos, conforme demonstrado por Emrouznejad e Yang (2017). No tocante a revisão de Paradi e Zhu (2013), eles não discutiram especificamente sobre os modelos dois estágios e tiveram como foco os estudos em agências bancárias, e não nos bancos em si.

Considerando os aspectos já discutidos anteriormente e tendo em vista a relevância que uma revisão da literatura acrescenta ao debate acadêmico de um determinado tema, Lage Junior e Godinho Filho (2010, p. 14) apresentaram cinco passos a serem observados na condução de uma revisão, posteriormente seguido por Henriques, Sobreiro, e Kimura (2018); Jabbour (2013); Mariano et al. (2015), demonstrados na Fig. 2.3:

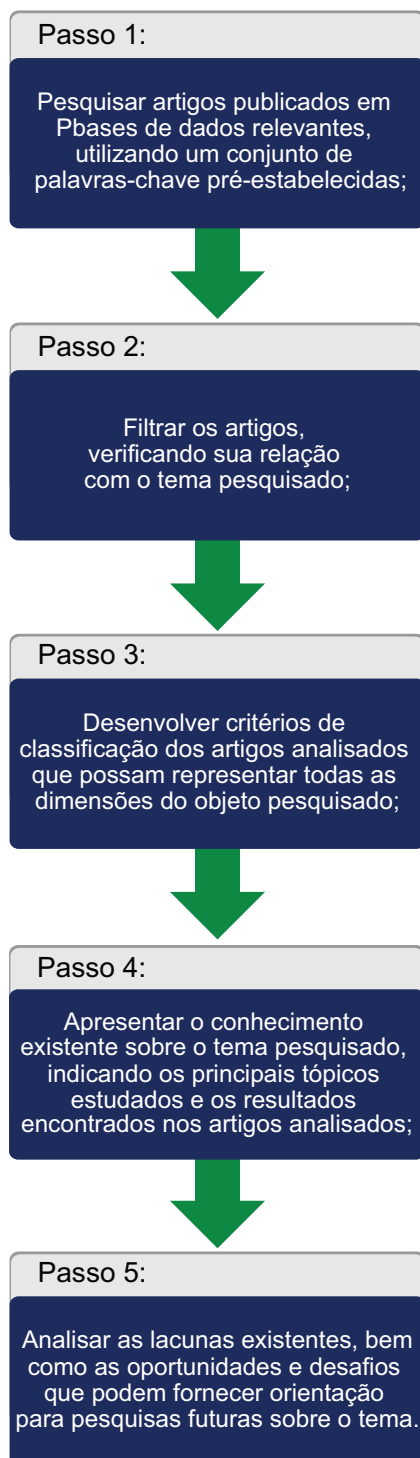


Figura 2.3: Passos para a revisão da literatura.

Considerando o passo 1, a primeira palavra-chave utilizada para a busca foi “*DEA Bank*” no título e “*stage*” no tópico nas bases da *Web of Science*, *ScienceDirect* e *Scopus*. A razão de se utilizar apenas a palavra “*stage*” no tópico, que considera o título, resumo e palavras-chaves,

é que se por acaso o artigo utilizou a DEA com mais de um estágio, os autores possivelmente especificarão isso. Não há a necessidade, portanto, de buscar “*two-stage*”, já que esses artigos já serão encontrados com o critério adotado. Duas buscas foram realizadas, sendo a primeira em junho de 2017 e a segunda em julho de 2018.

No que tange a primeira busca, 27 publicações foram encontrados, sendo 19 artigos e 8 *proceedings papers* no *Web of Science*, 37 artigos no *ScienceDirect* e 27 trabalhos, em que 22 são artigos, 2 são artigos em publicação, 1 capítulo de livro e dois artigos de conferência no *Scopus*.

Outro critério de busca utilizado foi “Data Envelopment Analysis” e “*bank*” no título com “*stage*” no tópico, uma vez que alguns artigos poderiam utilizar a nomenclatura extensa da DEA. Onze documentos foram encontrados, sendo 6 artigos e 5 *proceedings papers* no *Web of Science*, 13 artigos no *ScienceDirect* e 9 artigos e um artigo de conferência no *Scopus*.

Segundo Fethi e Pasiouras (2010, p. 190) optou-se por trabalhar somente com artigos publicados em *journals*. Como muitos artigos foram identificados mais de uma vez nos diferentes critérios de busca utilizado, 77 artigos foram selecionados.

Considerando agora o passo 2, foi realizada uma cuidadosa análise para verificar se os artigos realmente tinham ligação com o tema da presente pesquisa: modelos DEA dois estágios em bancos. Tal análise é complexa por conta da ausência de uma definição precisa do que exatamente caracteriza esses modelos, conforme discutido na Sec. 2.4 deste trabalho. Dos 77 artigos encontrados, 47 artigos tinham efetiva relação com o tema da pesquisa. A segunda busca realizada em julho de 2018 nas mesmas bases e considerando as mesmas palavras chaves encontrou mais 12 artigos que tinham relação com o tema. Com isso, a amostra final foi de 59 artigos.

Após o levantamento dos artigos e considerando o passo 3, foi elaborado um *framework* analítico contendo dez classificações que abordam temas de relevância para a literatura de modelos DEA de dois estágios. Conseqüentemente, cada artigo foi classificado e codificado de acordo com suas características e resultados encontrados. Em relação as classificações, elas são compostas de números e letras alfabéticas (A, B, D, E, e assim sucessivamente), portanto, a codificação consiste em uma combinação de letras e números. Essa etapa é importante para identificar os tópicos que estão sendo mais estudados e possíveis lacunas nos estudos nessa área. Inicialmente, pretendemos analisar todos os artigos de forma conjunta, com o intuito de apresentar o panorama geral da literatura de modelos DEA de dois estágios. Em segundo momento, iremos segregar os modelos DEA de dois estágios externos e internos para verificar se as lacunas encontradas se mantêm.

A classificação I aborda sobre o tipo do modelo DEA de dois estágios adotado nos estudos, podendo ser codificado como A - Interno ou B - Externo, em que as pesquisas codificadas em A se referem as que analisaram o processo produtivo em dois ou mais estágios ao quebrar esse processo em subprocessos. Já os estudos categorizados como B são os que utilizaram um outro procedimento no segundo estágio, externo ao processo produtivo. Os resultados dessa classificação serão importantes para entender o que exatamente a literatura entende pela terminologia “*Two-Stage*” e segregar esses diferentes tipos de modelo.

A classificação 2 identifica o contexto da economia do país do estudo em questão, possuindo uma escala de possibilidades de codificação de A-C. Cabe ressaltar que a codificação C ficou restrita somente a estudos teóricos ou de revisão de literatura, que não tiveram um país como foco de estudo. Segundo Wanke e Barros (2014, p. 2337), grande parte da literatura de eficiência bancária foca nos Estados Unidos e na Europa, negligenciando os países de economia emergentes. Além disso, Paradi e Zhu (2013, p. 64) identificaram uma lacuna por meio da revisão de 80 estudos sobre eficiência das agências bancárias no tocante a estudos que considerem mais de um país na análise (Somente 2 dos 80 artigos revisados estudaram mais de um país). Essa classificação, portanto, permitirá verificar se essas lacunas constatadas por Paradi e Zhu (2013); Wanke e Barros (2014) também existem na literatura de modelos DEA dois estágios em bancos.

A classificação 3 se refere ao continente dos dados analisados pelo artigo em foco. A escala de codificação é composta pelas letras A-G. Os resultados dessa classificação serão importantes para identificar possíveis continentes com poucas pesquisas, apontando, portanto, uma lacuna de perspectiva geográfica. Tomando como base novamente a revisão da literatura de Paradi e Zhu (2013, p. 64), eles examinaram que a América do Norte e a Europa concentraram a grande parte das pesquisas, então verificar se isso também ocorre com a literatura de modelos DEA dois estágios em bancos se mostra de grande importância e que possibilitará direcionar pesquisas futuras em continentes menos estudados.

A classificação 4 analisa os artigos segundo os seus objetivos de pesquisa. A escala de codificação é composta pelas letras A-E. Para a construção dessa classificação, foi considerado os apontamentos de Paradi e Zhu (2013, p. 61), que afirmam que os principais tópicos, de maneira geral, dos estudos são: mudanças na eficiência em razão de regulamentações, efeito de variáveis exógenas na eficiência, mensuração da eficiência com indicação de *benchmarks* e comparação internacional. Como alguns dos estudos aqui analisados estavam propondo novas adaptações de modelos dois estágios como a utilização de novas técnicas no segundo estágio, no caso de modelo DEA de dois estágios externo, ou extensões nas formulações matemáticas no caso dos modelos internos, foi adicionado uma codificação para essa situação.

A classificação 5 identifica o nível de pesquisa dos trabalhos analisados, tendo as possibilidades na escala de codificação de A até D. A pesquisa exploratória tem como por objetivo desenvolver, esclarecer e modificar conceitos e ideias. Em geral, esse tipo de pesquisa constitui a primeira etapa de uma investigação mais ampla em um determinado tópico. As pesquisas descritivas, por sua vez, têm como finalidade a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou o estabelecimento de relações entre variáveis. As pesquisas explicativas têm como preocupação central identificar os fatores que determinam ou que contribuem para a ocorrência de um determinado fenômeno. Por fim, as pesquisas preditivas buscam, a partir dos dados analisados, preverem resultados futuros. Por meio dessa classificação será possível entender qual tipo de pesquisa é predominante nesse tema.

As classificações 6, 7, 8, 9 e 10 tratam de aspectos relacionados ao método da DEA. Conforme discutido anteriormente, apesar da extensa aplicação, ainda não há uma unanimidade em relação a aspectos básicos de um estudo de DEA, como qual orientação deve ser adotada

(*Input* ou *output*), como selecionar as variáveis e qual técnica utilizar no segundo estágio.

Sabe-se que só se deve utilizar modelos com retornos constantes de escala se todos os bancos estiverem operando de forma eficiente (George Assaf et al., 2011), algo muito difícil de ocorrer na prática. Entretanto, é válido destacar que não necessariamente um modelo é superior ao outro, uma vez que eles medem fenômenos distintos, em que o modelo CCR mensura a ET ou eficiência global, composta pela EPT e ES, enquanto que o modelo BCC analisa somente a EPT, baseada somente nas capacidades administrativas. Em outras palavras, a EPT equivale a TE desconsiderando o impacto das economias ou deseconomias de escalas.

Outro apontamento frequente em relação a orientação do modelo é que como os bancos em geral não tem controle sob níveis de *output*, recomenda-se orientação para *input* (Schaffnit et al., 1997, p. 278). Entretanto, dado a pluralidade de variáveis de *outputs* existentes, isso nem sempre pode ser verdadeiro. Observar como a literatura vem tratando esse assunto será importante para fornecer um direcionamento para estudos futuros.

Nesse sentido, a classificação 6 se refere ao modelo DEA utilizado, com a possibilidade de codificação de modelos DEA radiais, com os populares modelos de Charnes et al. (1978) e Banker (1984), conhecidos como CCR e BCC, e o modelo DEA não radial, de SBM, desenvolvido por Tone (2001). Enquanto os modelos radiais lidam com mudanças proporcionais nos *inputs* e *outputs* para uma determinada DMU se tornar eficiente, os modelos não-radiais não assumem essa premissa, focando nas folgas (Tone, 2017).

A classificação 7 analisa os retornos de escala considerados nos estudos, podendo ser constante ou variável. É válido destacar que os artigos podem receber mais de um código, caso tenham trabalhado tanto com retornos constantes quanto retornos variáveis de escala. A utilização dos dois tipos de retorno é necessário para o cálculo dos diferentes tipos de eficiência, a saber: ET, ES e EPT. Nos modelos radiais, os retornos de escala levam a sigla dos criadores dos modelos tradicionais da DEA, CCR e BCC, enquanto que no caso dos modelos não radiais, apesar de haver a possibilidade de trabalhar com retornos constantes ou variáveis, isso não ocorre tendo em vista não terem sido desenvolvidos pelos autores da sigla. Artigos que não especificaram qual retorno adotaram foram codificados como 7C.

A classificação 8 trata da orientação do modelo, podendo ser *input-oriented*, em que para uma DMU ineficiente se tornar eficiente, ela deverá manter seus *outputs* constantes e reduzir seus *inputs*, *output-oriented*, em que se busca o aumento dos *outputs* mantendo constante os *inputs* e *non-oriented*, frequentemente utilizado na NDEA, cujo objetivo é maximizar os *outputs* e, ao mesmo tempo, minimizar os *inputs*. Como alguns autores não especificam claramente qual é a orientação adotada em seu trabalho, há uma codificação para tais estudos (não identificado).

A classificação 9 aborda sobre o escopo da análise, indicando qual abordagem foi utilizada nos estudos para a seleção das variáveis, que, por sua vez, determinará em qual função específica o banco está sendo analisado. Segundo Berger e Humphrey (1997, p. 197), a abordagem de produção, proposta por Benston (1965) e que considera como objetivo principal do banco fornecer serviços aos seus clientes, é mais apropriada para estudos de agências bancárias, enquanto que a abordagem de intermediação de Sealey e Lindley (1977) que aponta como função

primordial do banco o papel de intermediador financeiro, para estudos com os bancos em si. A abordagem de lucratividade, chamada de *profit approach* e proposta por Drake, Hall, e Simper (2006), analisa o banco como produtor de componentes relacionados ao lucro como receitas de juros e taxas (*outputs*), geradas por meio da utilização de *inputs* como despesas operacionais e a qualidade do portfólio de empréstimos, ou seja, componentes relacionados ao custo do banco (Aggelopoulos & Georgopoulos, 2017). Estudos que seguiram abordagens menos populares na literatura ou até mesmo que propuseram uma nova abordagem foram codificados como 9D.

Uma outra codificação possível para a classificação 9 são estudos que combinaram mais de uma abordagem. É bastante frequente nos estudos de dois estágios internos em bancos os autores seguirem uma abordagem no primeiro estágio e outra no segundo. Isso ocorre principalmente combinando a abordagem de produção com a de intermediação, de forma que o pesquisador não precisa fazer um “*judgement call*” em relação ao dilema dos depósitos, conforme discutido por Holod e Lewis (2011). Essa codificação engloba, portanto, estudos que tenham tratado os depósitos como variável intermediária. Estudos que não seguiram nenhuma abordagem específica ou adotaram as mesmas variáveis de estudos anteriores na literatura foram codificados com 9E.

A classificação 10 identifica quais os procedimentos adotados pelo pesquisador que caracteriza o artigo como um modelo DEA de dois estágios. Uma das possibilidades no segundo estágio é utilizar os *outputs* do primeiro estágio como *inputs* no segundo, como em Seiford e Zhu (1999, pp. 1270–1288), sendo esta técnica chamada de variáveis intermediárias. Nesse caso, o segundo estágio se refere ao processo produtivo do banco em questão e é frequentemente utilizado para superar o problema da DEA tratar o processo produtivo como uma “caixa preta”. Outra possibilidade é utilizar um outro procedimento no segundo estágio, sendo essa técnica algo externo ao processo produtivo. Pode-se utilizar regressões OLS, modelos mais censurados como o Tobit, técnicas de reamostragem como, por exemplo, o *bootstrap*, ANN, técnicas qualitativas como a AHP, dentre outras.

Tendo em vista os apontamentos de Simar e Wilson (2007, pp. 45–57), em que técnicas tradicionais de regressão no segundo estágio não seriam tão apropriadas para analisar o efeito das variáveis não discricionárias, pois os índices de eficiência da DEA possuem um viés estatísticos e são altamente correlacionadas, necessitando do procedimento *bootstrap* para corrigir esses problemas, essa classificação possibilitará visualizar qual a abordagem mais utilizada no segundo estágio e se os pesquisadores estariam seguindo o que foi discutido em Simar e Wilson (2007, pp. 45–57). Além disso, analisar as técnicas adotadas no segundo estágio pode ser um importante passo para um entendimento mais preciso da aplicação e da definição de modelo DEA dois estágios em bancos.

É importante destacar que, com exceção da classificação 4, 5, e 6 cujas opções de codificação são excludentes entre si, os artigos poderiam ser codificados em mais de um código, portanto o total de artigos em tais categorias poderá passar de 59. As classificações, bem como as possibilidades de codificação, aqui discutidas estão apresentadas na Tab. 2.3.

Classificação	Criptografia	Significado
1	Dois estágios DEA.	1A - Interno. 1B - Externo.
2	Contexto econômico.	2A - Economia madura. 2B - Economia não madura. 2C - Não se aplica.
3	Região geográfica.	3A - América do Norte. 3B - América do Sul. 3C - Europa. 3D - Ásia. 3E - Outras regiões. 3F - Não se aplica.
4	Objetivo.	4A - Verificar a variação na eficiência ao longo do tempo em razão de liberação e desregulação bancária (Reformas), estrutura de mercado e mudanças no ambiente econômico. 4B - Mensurar a eficiência dos bancos e apontar <i>benchmarks</i> e aprimoramentos. 4C - Analisar o efeito de variáveis não discricionárias do banco/agência na eficiência. 4D - Propor uma extensão ou novo modelo/método DEA para mensurar a eficiência dos bancos/agência. 4E - Comparação internacional.
5	Tipo de pesquisa.	5A - Exploratória. 5B - Descritivo. 5C - Explicativo. 5D - Preditivo.
6	Modelo DEA.	6A - Radial. 6B - Não radial.
7	Retorno de escala.	7A - Constante. 7B - Variável. 7C - Não identificado.
8	Orientação.	8A - <i>Input</i> . 8B - <i>Output</i> . 8C - Não orientado. 8D - Não identificado.
9	Abordagem.	9A - Intermediação. 9B - Produção. 9C - Lucratividade. 9D - Outras. 9E - Combinou mais de uma abordagem. 9F - Não identificado/Não se aplica.
10	Procedimento de segundo estágio.	10A - <i>Tobit</i> . 10B - <i>Analytical hierarchy process</i> . 10C - <i>Bootstrap truncated regression</i> . 10D - OLS. 10E - <i>Artificial neural networks</i> . 10F - Variáveis intermediárias. 10G - Outras.

Tabela 2.3: Codificações utilizadas.

Visando apresentar os resultados da revisão de uma forma mais detalhada, foi realizado uma análise bibliométrica e das codificações. Tendo isso em vista, essa subseção foi dividida em duas subsubseções: análise bibliométrica e resultado das codificações. Acredita-se, com isso, ser possível apresentar o estado da arte, oportunidades e desafios para estudos futuros de modelos DEA dois estágios em bancos.

Análise bibliométrica

A primeira dimensão a ser apresentada consistirá na análise bibliométrica. Observando a Tab. 2.4, percebe-se que há uma descentralização de publicações no que tange aos *journals*. Em primeiro lugar, aparece o *Expert System with Applications*, que tem em seu escopo a aplicação de sistemas inteligentes em indústrias, governos e universidades, com 9 publicações ou 15.25% do total, seguido do *European Journal of Operational Research* com 6 publicações ou 10.17%, *Omega* e *Research in International Business and Finance*, com 3 (5.08%) e *Journal of Banking and Finance*, *Annals of Operational Research*, *Economic Modelling* e *International Journal of Productivity and Performance Management* com duas publicações em cada um. Os demais *journals*, dentre os quais pode-se citar o *Measurement*, *Socio-Economic Planning Sciences*, *Benchmarking*, *North American Journal of Economics and Finance*, *Journal of Productivity Analysis*, dentre outros, totalizando 30 *journals*, tiveram apenas uma publicação, correspondendo a 50,85% das publicações.

A primeira publicação da amostra analisada foi o de X. Luo (2003). Posteriormente, em 2005 houve outra publicação (Barth & Staat, 2005), assim como em 2008 (Pasiouras, 2008). Percebe-se que nos anos entre 2000 e 2010, houveram poucas publicações de modelos DEA dois estágios em bancos. O cenário começou a se alterar após 2010, com 4 publicações nos anos de 2011 e 2014 e 6 em 2013 e 2014. Em 2015 houveram 9 publicações, sendo o segundo ano com maior artigos publicados, atrás apenas de 2017, com 10 publicações. É válido destacar o ano de 2018, uma vez que até julho, mês em que foi realizado a busca pelos artigos, já haviam 7 publicações. Essa análise se mostra importante por evidenciar que, ao longo do tempo, o interesse por modelos DEA dois estágios em bancos vem crescendo consideravelmente.

O ano de 2018 possivelmente irá superar os demais em número de publicações e, se não houver uma mudança repentina na tendência, o mesmo ocorrerá em 2019. O recente interesse nos modelos DEA dois estágios especificamente no setor bancário indica um tópico emergente na literatura, conforme já discutido na Sec. 2.5, evidenciando uma grande oportunidade para pesquisadores em estudos futuros. É válido ressaltar que apesar do crescimento da publicação a nível mundial, diversas oportunidades para aplicação ainda permanecem, já que há uma grande pluralidade de variáveis não discricionárias a serem analisadas, bem como diferentes modelos e abordagens na DEA, além de diferentes países que carecem de pesquisas como, por exemplo, os países latinos. Dado esse crescimento, revisar como tem sido a aplicação desse modelo consiste em algo de suma importância para uma melhor compreensão de como tem ocorrido a aplicação

Critério Analisado	Classificação	Quantia	Percentual (%)
Journal.	<i>Expert System with Applications.</i>	9	15,25
	<i>European Journal of Operational Research.</i>	6	10,17
	<i>Omega.</i>	3	5,08
	<i>Research in Internacional Business and Finance.</i>	3	5,08
	<i>Annals of Operational Research.</i>	2	3,39
	<i>Economic Modelling.</i>	2	3,39
	<i>Int. Journal of Productivity and Performance Management.</i>	2	3,39
	<i>Journal of banking and Finance.</i>	2	3,39
	Outros.	30	50,85
Ano.	2003	1	1,69
	2005	1	1,69
	2006	1	1,69
	2008	1	1,69
	2009	2	3,39
	2010	2	3,39
	2011	4	6,78
	2012	4	6,78
	2013	6	10,17
	2014	6	10,17
	2015	9	15,25
	2016	5	8,47
	2017	10	16,95
	2018	7	11,86

Tabela 2.4: Número de artigos por ano e por *journal*.

dos modelos dois estágios DEA em bancos e também para fornecer direcionamentos para estudos futuros.

No que tange a relevância dos estudos, o número de citações pode ser um bom indicador (Mariano et al., 2015, p. 38). Analisando a Tab. 2.2, nota-se que o estudo mais citado foi de Wu et al. (2006), que combinaram a DEA com Artificial Neural Networks visando analisar a eficiência de 142 agências de um banco canadense, com 162 citações, seguido pelo estudo X. Luo (2003) com 134, em que foi utilizado a NDEA com cada estágio independente entre si, sendo analisado no primeiro estágio a *profitability efficiency* e no segundo *marketability efficiency* de 245 bancos dos EUA, similar a Seiford e Zhu (1999).

Os outros três artigos mais citados foram os de Paradi et al. (2011), Pasiouras (2008) e Staub et al. (2010) com 111, 105 e 87 respectivamente. Paradi et al. (2011) analisaram a eficiência de 816 agências de um banco canadense por meio de um modelo DEA de dois estágios externo, em que os *outputs* do segundo estágio são os índices de eficiência calculados no primeiro estágio considerando 3 abordagens distintas. Pasiouras (2008) avaliaram a eficiência bancária em 95 países, verificando o impacto de fatores regulatórios na eficiência. Staub et al. (2010) estimaram a eficiência de custo, alocativa e técnica de bancos brasileiros, analisando o impacto de variáveis não discricionárias na eficiência.

Por ser uma variação do modelo DEA mais recente, esse número de citações tem um alto potencial para aumentar consideravelmente nos próximos anos a medida que mais pesquisas

forem sendo publicadas. É válido destacar que a consulta do número de citações ocorreu no mês de Agosto de 2018, podendo ter aumentado desde então.

O pesquisador com o maior número de publicações foi Peter Wanke, com quatro estudos, seguido de Hirofumi Fukuyama, Ioannis E. Tsolas, e Tao Xu, com duas publicações cada. É curioso destacar que, apesar do autor com maior número de publicações ser brasileiro, o Brasil teve apenas dois estudos, do próprio Wanke e Barros (2014) e Staub et al. (2010). Muitas das publicações de Peter Wanke foram em parceria com pesquisadores de países africanos que, por conseguinte, foram realizadas nessas localidades.

Além dos casos de Wanke, que realizou dois estudos no Moçambique e um na África do Sul, houveram outras situações em que o primeiro autor era de um país e o setor bancário analisado era de outro, como Ebrahimnejad et al. (2014) que era do Irã e os dados eram dos Estados Unidos, Shawtari et al. (2015), da Malásia e o estudo do Iêmen, Stewart et al. (2016) do Reino Unido e a pesquisa no Vietnã.

Trinta e cinco estudos tiveram recorte longitudinal, enquanto que 19 foram de recorte transversal. Treze estudos analisaram a eficiência de agências enquanto que 46 consideraram os bancos em si. Com raríssimas exceções, a grande maioria trabalharam com número de *inputs* e *outputs* de 2 a 10 em cada estágio, enquanto que o número de DMUs analisadas foi bastante variado, de 16 em alguns casos até 246, mas sempre respeitando a regra de ter três vezes mais observações do que o número total de variáveis.

Resultado da Codificação

Considerando agora a segunda dimensão dos resultados, na Tab. 2.5 é apresentado as respectivas codificações de cada estudo. As lacunas serão apresentadas sob a abreviação de $G_{1,2,\dots,x}$ para lacunas que se referem aos modelos DEA de dois estágios tanto internos quanto externos, $G_i_{1,2,\dots,x}$ quando somente para os internos e $G_e_{1,2,\dots,x}$ para os externos. Em primeiro momento, visando fornecer um panorama de como a literatura está categorizada quando se remete a terminologia “*Two-stage*” em bancos, será analisado os artigos de dois estágios internos e externos de forma conjunta e, em segundo momento, tais artigos serão segregados de acordo com o tipo de modelo DEA de dois estágio com o intuito de verificar se os gaps identificados se mantêm e se há novos gaps a serem indicados.

Artigo\Categorias	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1A	2A	3A	4B	5A	6A	7A/7B	8A	9B	10F
2	1B	2A	3C	4C	5C	6A	7B	8B	9F	10C
3	1B	2A	3A	4D	5D	6A	7A	8A	9F	10E
4	1B	2A/2B	3A/3B/3C/3D/3E	4E	5C	6A	7A/7B	8C	9A	10A
5	1B	2B	3D	4D	5D	6A	7A/7B	8B	9F	10E
6	1B	2A/2B	3D	4A	5C	6B	7B	8C	9A	10G
7	1B	2B	3B	4C	5C	6A	7C	8A	9A	10A/10G
8	1A	2A	3C	4B	5C	6A	7B	8A	9C	10F
9	1B	2B	3D	4D	5C	6A	7B	8B	9F	10B
10	1A	2A	3A	4D	5C	6A	7B	8C	9E	10F
11	1B	2A	3A	4B	5C	6B	7A/7B	8A/8B	9A/9B/9C	10G
12	1A	2B	3D	4B	5B	6A	7A	8D	9F	10F
13	1A	2A	3D	4D	5B	6A	7B	8A	9F	10F
14	1B	2B	3D	4E	5C	6A	7B	8A	9A	10C
15	1B	2A	3D	4C	5C	6A	7A/7B	8A	9F	10G
16	1A	2A	3D	4B	5C	6A	7A	8D	9E	10F
17	1B	2A	3C	4A	5D	6A	7B	8A	9A	10C
18	1B	2B	3D	4B	5C	6A	7C	8D	9F	10B
19	1A	2A	3D	4D	5C	6B	7B	8C	9E	10F
20	1A	2B	3D	4D	5C	6B	7C	8C	9E	10F
21	1B	2B	3C	4D	5B	6A	7A	8D	9D	10G
22	1A/1B	2B	3D	4C	5C	6A	7C	8D	9F	10F/10G
23	1A	2A	3A	4D	5B	6A	7C	8C	9D	10F
24	1A/1B	2B	3D	4D	5C	6B	7B	8C	9D	10D/10F
25	1A	2B	3E	4B	5C	6A	7B	8A	9E	10F
26	1A	2B	3D	4A	5C	6A	7B	8D	9E	10F
27	1A/1B	2A	3A	4C	5C	6A	7C	8D	9A	10C/10F
28	1A/1B	2B	3B	4B	5C	6A	7C	8D	9A	10C/10F
29	1A	2B	3D	4D	5C	6B	7B	8C	9B	10F
30	1A	2A	3D	4B	5C	6B	7B	8C	9F	10F
31	1A/1B	2B	3D	4D	5B	6A	7A	8B	9F	10F/10G
32	1A	2A	3D	4D	5C	6B	7C	8D	9D	10F
33	1A/1B	2A	3A	4D	5D	6A	7A	8B	9E	10F/10E
34	1B	2B	3D	4B	5C	6A	7C	8D	9A	10G
35	1B	2B	3D	4C	5C	6A	7B	8A	9A	10C
36	1B	2A	3C	4D	5C	6A	7A	8A	9A	10G

Continua na próxima página.

Artigo\Categorias	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
37	1A/1B	2A	3D	4C	5C	6A	7A/7B	8C	9E	10A/10F
38	1B	2B	3D	4A	5C	6A	7B	8D	9A	10A
39	1A	2B	3D	4C	5C	6A	7C	8D	9F	10F
40	1B	2B	3D	4C	5C	6A	7A/7B	8A	9A	10C
41	1B	2B	3E	4C	5D	6A	7B	8D	9B	10G
42	1B	2B	3E	4D	5C	6A	7C	8D	9B	10C
43	1B	2A	3C	4A	5C	6A	7B	8A	9C	10C
44	1B	2B	3E	4C	5C	6A	7A/7B	8A	9A	10C
45	1A/1B	2B	3D	4B	5C	6B	7B	8B	9E	10B/10F
46	1B	2B	3D	4C	5C	6A	7A	8B	9A	10A
47	1A/1B	2A	3D	4D	5C	6A	7B	8D	9A	10C/10F/10G
48	1A/1B	2B	3D	4B	5C	6A	7C	8D	9E	10C/10F
49	1B	2B	3D	4C	5C	6A	7B	8B	9A	10D
50	1A/1B	2A	3D	4D	5C	6A	7B	8C	9E	10F/10C
51	1A	2B	3D	4D	5D	6A	7B	8D	9E	10F
52	1B	2B	3E	4C	5C	6A	7A	8C	9E	10A/10G
53	1B	2B	3D	4D	5C	6A	7A/7B	8B	9B	10G
54	1B	2B	3D	4C	5C	6A	7A	8B	9C	10C
55	1B	2A	3C	4C	5C	6A	7A	8B	9C	10C
56	1B	2A	3C	4D	5C	6B	7A/7B	8A/8B	9A	10G
57	1A	2A	3A	4D	5C	6A	7C	8C	9A	10F
58	1A/1B	2B	3D	4C	5C	6A	7C	8D	9F	10A/10F
59	1A	2B	3E	4D	5B	6B	7C	8D	9C	10F

Tabela 2.5: Resultados das codificações.

A primeira classificação a ser analisada aborda sobre o tipo de modelo DEA de dois estágios adotado nos estudos, com as seguintes possibilidades de codificação: A - Modelo DEA de dois estágios internos; e B - Modelo DEA de dois estágios externos. 18 estudos são de dois estágios internos, 29 de dois estágios externos e 12 combinaram os modelos internos com externos. Esses resultados estão evidenciados na Fig. 2.4 e indicam que quando se remete ao termo “*Two-Stage*” em bancos, predomina-se modelos que tenham utilizado alguma técnica posterior a mensuração da eficiência pela DEA. Curiosamente, poucos estudos utilizaram tanto o modelo DEA de dois estágios com a finalidade de superar o problema da “caixa preta” (Interno) quanto o modelo que permite uma análise mais completa (Externo). Considerando tal aspecto, a seguinte lacuna emerge:

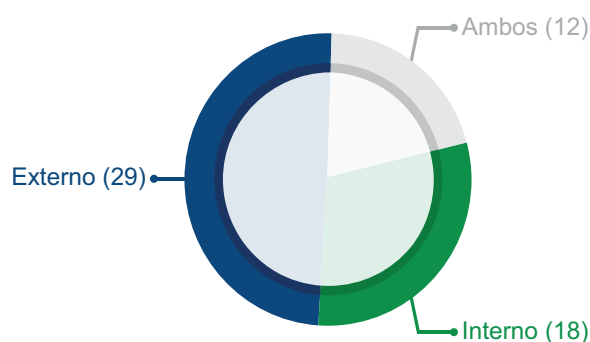


Figura 2.4: Distribuição de frequência para a Classificação I.

G₁: Mais estudos poderiam combinar os modelos DEA de dois estágios internos com externos. Esses dois tipos de modelos dois estágios estão se consolidando cada vez mais na literatura e podem se complementar de forma a tornar a análise ainda mais realista e completa. Enquanto que os modelos DEA de dois estágios internos permitem superar limitações relacionadas ao processo produtivo, a utilização de alguma técnica no segundo estágio possibilita uma ampliação no escopo da análise das DMUs.

Analisando os estudos ao longo do tempo, percebe-se que a combinação entre os dois tipos de modelos DEA de dois estágios tem ocorrido em anos mais recentes. A primeira pesquisa na amostra analisada a combinar os dois tipos de modelo foi de Xu (2013), seguido de J. Huang et al. (2014); W.-K. Wang et al. (2014). Somente no ano de 2017 quatro estudos integraram esses modelos, ou seja, de todos os artigos que aplicaram modelos DEA de dois estágios internos e externos, 33,33% foi no ano de 2017.

A segunda classificação, que considera o contexto econômico dos países analisados, tem as seguintes possibilidades de codificação: A - Economia madura; B - Economia não madura; e C - Não se aplica, que corresponde a pesquisas que não fizeram análise empírica. Vinte e três estudos foram realizados em países tidos como economia madura ou economias desenvolvidas, ou seja, foram codificados com a letra A, e 33 em economias não maduras ou economias emergentes. Esses resultados estão demonstrados na Fig. 2.5. Apesar da predominância de estudos em economias menos desenvolvidas, essa diferença não é tão elevada, indicando que a literatura não está priorizando uma economia em detrimento da outra, mas analisando o setor bancário em diferentes contextos econômicos.

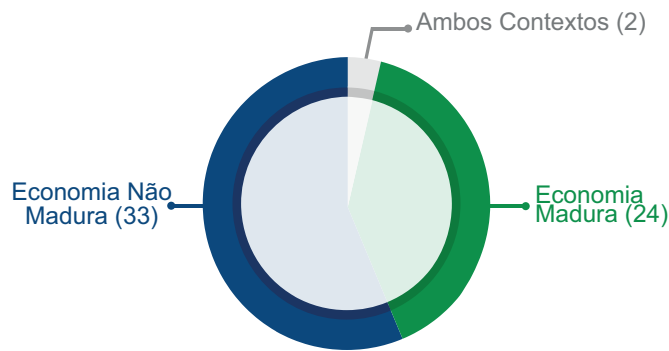


Figura 2.5: Distribuição de frequência para a Classificação 2.

É curioso destacar que apesar da predominância na amostra de estudos em contextos econômicos não desenvolvidos, isso não era válido para os artigos mais antigos, em que a análise do setor bancário de economias maduras predominavam. Analisando a codificação referente aos 10 artigos mais antigos da amostra analisada, 5 trabalharam com economias maduras, 2 nos dois contextos econômicos e somente 3 com economias não maduras. Isso indica que, conforme discutido por Wanke e Barros (2014, p. 2337), havia um negligenciamento com países menos desenvolvidos, algo revertido ao longo do tempo.

Comparando as publicações de modelos DEA de dois estágios internos com externos, há uma grande diferença nos contextos econômicos. Se nos artigos do primeiro tipo de modelo houve uma pequena predominância de publicações em economias desenvolvidas, (10 vs. 8), quando se remete ao segundo tipo de modelo, 18 artigos tiveram como foco o setor bancário de economias não maduras contra nove em economias maduras. Tendo isso em vista, a seguinte questão emerge:

Ge_1 : Por que os pesquisadores, quando o modelo DEA de dois estágios utilizado é o externo, estão priorizando contextos econômicos menos desenvolvidos em contrapartida de estudos que tenham utilizado modelo DEA de dois estágios internos e dos apontamentos de Wanke e Barros (2014), de que geralmente os países mais desenvolvidos são focos mais frequentes de estudos? Uma possível resposta para isso consiste no fato de que em economias não maduras, devido a sua instabilidade, os fatores ambientais tendem a exercer uma maior influência sobre a eficiência, algo que precisa ser considerado pelo pesquisador. Essa hipótese carece de testes e poderia ser verificada em estudos futuros.

Somente duas pesquisas foram realizadas considerando esses dois contextos ao mesmo tempo (Pasiouras, 2008; Thoraneenitiyan & Avkiran, 2009), ambos de modelos dois estágios externos. Esses dois estudos encontraram que a diferença no contexto de um país para outro tem efeito significativo na eficiência. Portanto, se faz necessário mais pesquisas que analisem diferentes contextos econômicos no mesmo estudo. É válido destacar que Paradi e Zhu (2013, p. 64) encontraram a mesma lacuna ao revisar os estudos sobre agências bancárias, indicando que essa lacuna já existe a um algum tempo e não foi explorada por pesquisadores. Uma dificuldade para isso poderia ser a limitação de conseguir dados de mais de um país ou a dificuldade de comparar bancos em diferentes países com utilizando a DEA, uma técnica de eficiência relativa,

entretanto, como alguns pesquisadores já conseguiram superar tais limitações como Pasiouras (2008); Thoraneenitiyan e Avkiran (2009), outros também poderiam fazer o mesmo seguindo esses autores. Sendo assim, a lacuna resultante da classificação 2 é:

G₂: Tendo em vista que o contexto econômico pode ter efeito significativo na eficiência, é necessário mais pesquisas que considerem esses diferentes contextos, assim como em Pasiouras (2008); Thoraneenitiyan e Avkiran (2009).

Na terceira classificação é identificado a região geográfica dos países pesquisados. Essa classificação agrega informações a segunda classificação, tendo as seguintes opções de codificação: A - América do Norte; B - América do Sul; C - Europa; D - Ásia; E - Outras regiões; e F - Não se aplica. Oito estudos foram realizados na América do Norte, dois na América do Sul (Staub et al., 2010; Wanke & Barros, 2014), oito na Europa, 34 na Ásia, seis em outras regiões (África, Oceania, América Central) e somente um em mais de um continente (Pasiouras, 2008), conforme demonstrado na Fig. 2.6. Considerando como os artigos estudavam as diferentes regiões geográficas ao longo do tempo, assim como no tipo de modelo DEA de dois estágio utilizado, não foi percebido grandes variações.

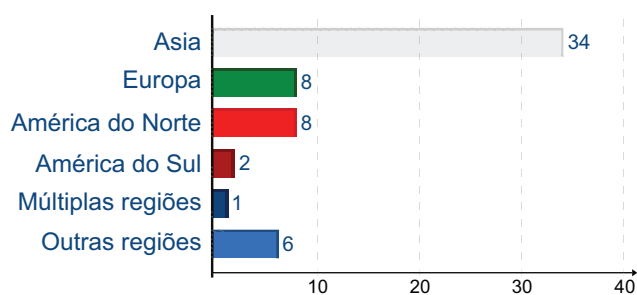


Figura 2.6: Distribuição de frequência para a Classificação 3.

Observa-se uma forte concentração de estudos no continente asiático sendo nove estudos na China, sete em Taiwan e cinco no Irã. Apesar da predominância das publicações que estudaram o setor bancário de países asiáticos, os Estados Unidos foram o foco de seis estudos. Situação semelhante ocorre com a Grécia, com 4 artigos. Tanto os EUA quanto a Grécia respondem por praticamente todas as publicações em suas respectivas regiões. Nesse sentido, a seguinte lacuna foi identificada:

G₃: Por que os pesquisadores estão tão focados em estudar o continente asiático? Os outros continentes, em geral, necessitam de mais pesquisas, principalmente uma análise que englobe mais de um continente. Além disso, diversos países sequer tiveram publicações, como países latinos com a exceção do Brasil, países europeus com exceção da Grécia e Alemanha. Estudos nesses outros países também se fazem necessários.

Um outro aspecto relevante é que somente o estudo de Pasiouras (2008) foi realizado em mais de um continente, indicando uma clara necessidade de mais pesquisas que considerem diferentes continentes. Apesar da lacuna discutida na segunda classificação estar relacionada com isso, o foco naquela lacuna era considerar diferentes contextos econômicos e não diferentes regiões geográficas. Tendo isso em vista, a seguinte lacuna foi identificada:

G₄: Estudos que considerem diferentes regiões geográficas são necessários para que seja possível encontrar evidências internacionais sobre impactos de uma determinada variável ambiental na eficiência, uma vez que a comparação entre estudos distintos na literatura possui a complicação de que os autores podem utilizar modelos DEA distintos, assim como diferentes variáveis de *inputs* ou *outputs*, dificultando comparações entre os resultados encontrados. Nesse sentido, com um pesquisador mantendo o mesmo modelo e as mesmas variáveis em diferentes continentes resolveria esse problema e possibilitaria verificar também como o impacto dessas variáveis não discricionárias na eficiência mudaria com os continentes considerados, possibilitando uma comparação internacional.

No que tange a quarta classificação, cinco possibilidades de codificação foram elaboradas de forma a categorizar os objetivos dos artigos: A - Verificar a variação da eficiência ao longo do tempo; B - Mensurar a eficiência e apontar *benchmarks*; C - Analisar o impacto de variáveis não discricionárias na eficiência; D - Propor uma extensão ou um novo método/modelo DEA; e E - Comparação internacional. Conforme exibido na Fig. 2.7, cinco estudos foram classificados como 4A, ou seja, tiveram como objetivo verificar o impacto de reformas, regulamentações, na eficiência bancária, doze em 4B, que compreende as pesquisas que mensuraram a eficiência e discutiram *benchmarks* para aprimoramento das ineficientes, 17 em 4C, que consiste na verificação do impacto das variáveis não discricionárias na eficiência, 23 em 4D, que representa os estudos que propuseram novos modelos ou adaptações em modelos DEA dois estágios com aplicações no setor bancário e apenas dois em 4E, cujo objetivo principal é a comparação internacional. Nesse sentido, é possível notar um gap nessa última codificação, entretanto, como essa lacuna já foi discutida anteriormente, não foi apontado uma nova lacuna. É válido destacar que analisando os objetivos dos artigos ao longo do tempo, o interesse de verificar o impacto de variáveis não discricionárias tem crescido.

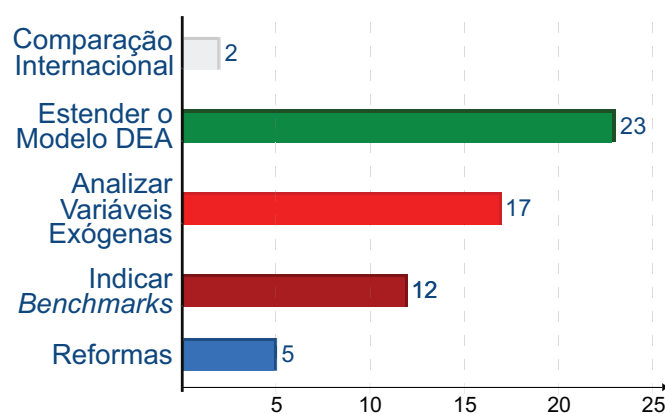


Figura 2.7: Distribuição de frequência para a Classificação 4.

A leve concentração de estudos na codificação de 4D é esperada tendo em vista a predominância das publicações em *journals* de alto impacto, o que, por sua vez, exige de pesquisadores um certo grau de inovação, seja em alterações nas formulações matemáticas do modelo ou na integração de novas técnicas com a DEA no segundo estágio externo. A segunda codificação com mais artigos consiste basicamente em uma das essências dos modelos DEA dois

estágios externos: verificar o impacto de variáveis exógenas na eficiência. Diversos fatores internos do banco, tamanho (Staub et al., 2010; Xu, 2013), controle estatal ou privado (Staub et al., 2010; Stewart et al., 2016; Sufian, 2015; Wanke & Barros, 2014), estrangeiro ou doméstico (Sufian, 2015; Wanke & Barros, 2014), políticas de pagamento de dividendos (Wanke, Barros, & Emrouznejad, 2016), capitalização (Sufian, 2015), lucratividade (Shawtari et al., 2015), capital intelectual (W.-K. Wang et al., 2014), risco (Tsolas & Charles, 2015; M.-S. Wang & Lu, 2015), fatores macroeconômicos (Xu, 2013), como Produto Interno Bruto do país, inflação, e fatores da indústria (Fukuyama & Matousek, 2017) e, por fim, fatores exclusivos de cada país (Pasiouras, 2008) foram considerados. Um tópico de interesse identificado foi o objetivo de avaliar possíveis F&A (Halkos & Tzeremes, 2013; Wanke, Azad, & Barros, 2016; Wanke & Barros, 2014; Wanke, Barros, Azad, & Constantino, 2016; Wanke et al., 2017).

Com a segregação dos tipos de modelos DEA de dois estágios, é esperado grande variações nos resultados das codificações, tendo em vista que os modelos internos e externos suprem limitações distintas dos modelos DEA tradicionais. Nesse sentido, dos modelos internos, somente Rayeni e Saljooghi (2016) teve como objetivo analisar o impacto de variáveis exógenas na eficiência. No caso desses autores, eles calcularam três modelos distintos, sendo um sem a inclusão de risco e dois com essa variável modelada no NDEA. O objetivo predominante nesse tipo de dois estágios foi propor extensões dos modelos DEA com dez publicações, seguido da indicação de *benchmarks* com seis.

No que se refere aos modelos externos, o principal objetivo foi analisar o impacto de variáveis exógenas, com 12 dos 29 com tal objetivo. Oito estudos propuseram extensões nos modelos DEA, com a utilização de novas técnicas no segundo estágio ou alterações nas formulações matemáticas do modelo, quatro analisaram especificamente a variação na eficiência em razão de liberação ou desregulação bancária, três buscaram apontar *benchmarks* para aprimoramento da eficiência e dois visaram a comparação internacional. Nesse contexto, o seguinte gap pode ser identificado para os modelos externos, tendo em vista que os modelos internos não seriam apropriado para resolver tal situação:

Ge₂: Considerando a importância das instituições financeiras na economia, conforme destacado por Ouenniche e Carrales (2018); Paradi et al. (2011); K. Wang et al. (2014), e, tendo em vista que tais instituições são frequentemente alvo de novas regulamentações após crises fiscais (Halkos & Tzeremes, 2013; Thoraneenitiyan & Avkiran, 2009), pesquisas futuras poderiam aprofundar a discussão em como essas mudanças nas regulamentações têm afetado a eficiência dos bancos, principalmente após a crise mundial de 2008.

A quinta classificação discute sobre o nível de pesquisa, com as seguintes possibilidades de codificação: A - Exploratória; B - Descritivo; C - Explicativo; e D - Preditivo. Um estudo foi classificado como exploratório, seis como descritivos, 46 estudos como explicativos e seis como preditivos, conforme mostra a Fig. 2.8. Somente a pesquisa de X. Luo (2003) foi classificada como exploratória, justamente por ter sido a primeira realizada do grupo de estudos analisados, fornecendo direcionamento para as pesquisas futuras. Cabe ressaltar que os próprios autores

também classificaram seu estudo dessa forma. Ao separar os tipos de modelos dois estágios, nenhuma grande variação foi percebida que justifique uma análise segregada.

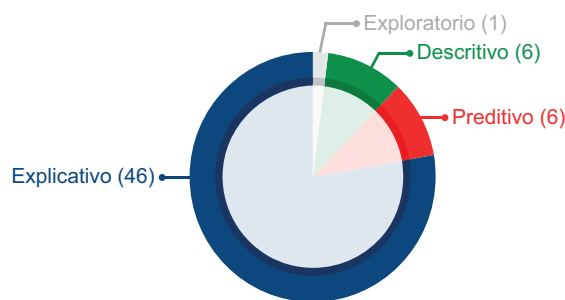


Figura 2.8: Distribuição de frequência para a Classificação 5.

As seis pesquisas classificadas como preditivas foram as de Halkos e Tzeremes (2013); Kwon e Lee (2015); Mostafa (2009); Shi et al. (2017); Wanke, Barros, Azad, e Constantino (2016); Wu et al. (2006). Halkos e Tzeremes (2013); Wanke, Barros, Azad, e Constantino (2016) buscaram prever qual seria o comportamento da eficiência de bancos gregos e de Moçambique, respectivamente, com possíveis F&A e, no caso do trabalho de Wanke, Barros, Azad, e Constantino (2016) com mudanças no acionista majoritário como, por exemplo, se um banco público fosse adquirido por um privado. Kwon e Lee (2015); Mostafa (2009); Wu et al. (2006) combinaram a DEA com técnicas de artificial neural networks com o intuito de desenvolver um modelo que permite prever a performance dos bancos e Shi et al. (2017) elaboraram uma *Production Possibility Set* (PPS) para F&A. Tendo em vista o pequeno número de pesquisas preditivas, a seguinte lacuna foi identificada:

G₅: Como grande parte dos artigos da literatura de modelos DEA de dois estágios estão centrados em explicar os índices de eficiência encontrados *ex-post facto*, há uma carência de pesquisas que busquem prever o comportamento da eficiência em certas situações *ex-ante facto* como em F&A, em momento de aquecimento ou desaquecimento da economia, em como uma nova regulamentação específica afetaria a eficiência, dentre outras possibilidades. Em suma, há uma necessidade de mais pesquisas preditivas.

É válido destacar que apesar de ter somente uma pesquisa exploratória (X. Luo, 2003), não foi sugerido a necessidade de mais estudos com esse nível de pesquisa uma vez que, esse tipo de pesquisa constitui a primeira etapa de uma investigação em um determinado tópico. Seria necessário para pesquisadores identificarem algo que a literatura não discutiu até então. Dado a complexidade envolvendo isso, optou-se por não apontar lacunas nesse sentido.

A sexta classificação analisa o tipo de modelo DEA utilizado, codificados pelas seguintes letras: A - Radial; e B - Non-radial. A grande maioria dos artigos adotaram modelos radiais, com 48 publicações, enquanto que onze artigos trabalharam com modelos não radiais, utilizando o modelo SBM. Isso indica que em grande parte dos estudos, para um banco se tornar eficiente ele deverá realizar alterações proporcionais em seus *inputs* ou *outputs*, tendo em vista ser essa uma das características dos modelos radiais. Os resultados estão evidenciados na Fig. 2.9.

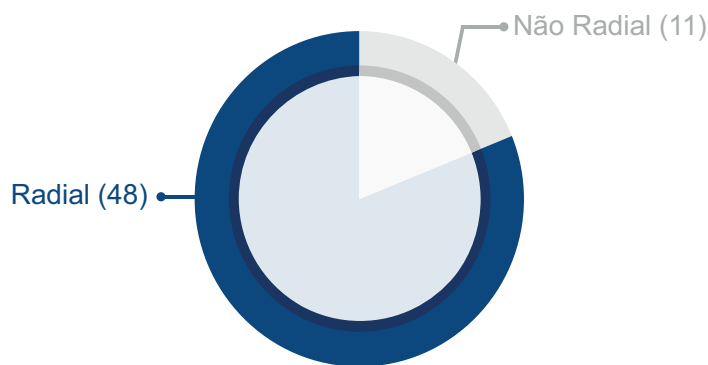


Figura 2.9: Distribuição de frequência para a Classificação 6.

Com relação a classificação sete, que analisa o retorno de escala adotado, os modelos que trabalham com retornos variáveis de escala foram os mais utilizados, sendo presentes em 33 estudos, com utilização tanto individual, combinada com modelos de retornos constantes para identificar se os bancos estavam apresentando retornos crescentes, constantes ou decrescentes de escala, ou com modelos mais complexos como o *network* ou o *fuzzy*. Oito artigos utilizaram exclusivamente o modelo CRS e, ainda sim, com as devidas justificativas e alterações matemáticas no modelo para tal. A razão da pouca utilização do modelo CRS consiste justamente no aspecto discutido por George Assaf et al. (2011), em que só se deve utilizar o modelo de retornos constantes de escala se todas as DMUs analisadas estiverem operando em nível ótimo, algo muito difícil de ocorrer em termos reais. A Fig. 2.10 apresenta os resultados para essa classificação.

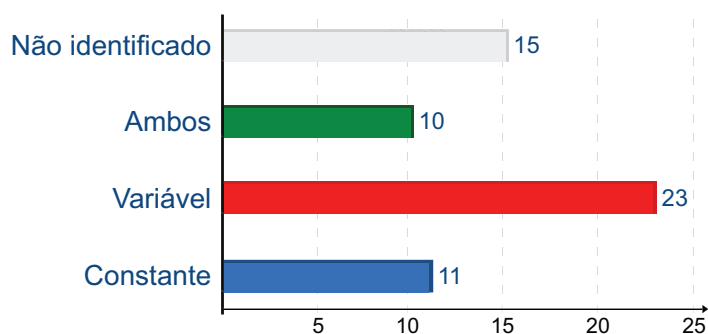


Figura 2.10: Distribuição de frequência para a Classificação 7.

A análise considerando os modelos internos e externos de forma segregada não acrescenta novos pontos a discussão realizada nessas classificações. A predominância tanto nos modelos internos quanto externos foram de artigos que adotaram retornos variáveis de escala, com a pequena diferença que o modelo CCR foi proporcionalmente mais utilizado nos modelos externos do que internos. Todavia, essa maior utilização do modelo CCR se deve principalmente a utilização conjunta com o modelo BCC, que possibilita o cálculo da ES. Nesse sentido, os resultados encontrados nessas classificações indicam que os modelos radiais respondem pela grande maioria dos modelos DEA utilizados e confirmam que os pesquisadores têm buscado trabalhar com modelos de retornos variáveis de escala em detrimento dos modelos constantes de escala, seguindo a recomendação de George Assaf et al. (2011). Por se tratar de aspectos metodológicos do modelo DEA nenhuma lacuna foi apontada nessa classificação.

A oitava classificação verifica a orientação do modelo DEA nos estudos analisados e teve as seguintes possibilidades de codificação: A - Modelo orientado a *input*; B - Modelo orientado a *output*; C - *Unoriented*; D - Não foi identificado. Quatorze seguiram a orientação a *input*, onze a orientação a *output*, dois estimaram o modelo DEA primeiramente orientado para *input* e posteriormente orientado para *output* (Ouenniche & Carrales, 2018; Paradi et al., 2011), treze adotaram um modelo sem orientação, que busca tanto a minimização dos *inputs* quanto a maximização dos *outputs* e 19 estudos não especificaram a orientação adotada em seus modelos. É válido destacar que os modelos *unoriented* foram muito mais frequentes em artigos que utilizaram os modelos DEA de dois estágios internos. Esses resultados estão exibidos na Fig. 2.II.

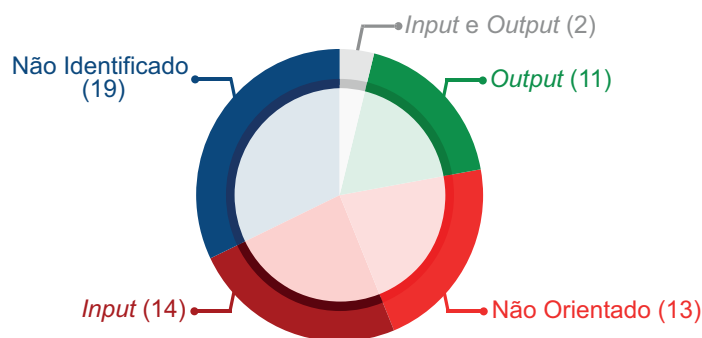


Figura 2.II: Distribuição de frequência para a Classificação 8.

A leve predominância dos artigos que adotaram a orientação de *input* em detrimento a de *output* revelam que os pesquisadores, em geral, têm seguido as orientações de Schaffnit et al. (1997, p. 278), em que os bancos não teriam controles sobre os seus *outputs*, sendo mais apropriada, portanto, a orientação a *input*. Entretanto, na época do estudo de Schaffnit et al. (1997), os modelos DEA que simultaneamente minimizavam os *inputs* e maximizavam os *outputs* ainda não eram tão populares. Com isso, para o contexto atual, a recomendação desses autores talvez não seja mais tão forte e relevante como no momento em que foi proposta.

A nona classificação trata da abordagem utilizada nos estudos para selecionar as variáveis do modelo, que definirá o escopo da análise, com as seguintes codificações possíveis: A - Abordagem de intermediação; B - Abordagem de produção; C - Abordagem de lucratividade;

D - Outras formas de selecionar variáveis; e E - Combinação entre abordagens; F - Não especificado. Treze estudos não especificaram ou não utilizaram uma abordagem específica (Muitas dessas pesquisas apenas consideraram as variáveis utilizadas por outros autores e optaram por replicar). Uma boa parte dos estudos seguiram somente a abordagem de intermediação (18 pesquisas), cinco utilizaram a abordagem de produção, cinco a abordagem de lucratividade e treze estudos combinaram mais de uma abordagem, ou seja, no primeiro estágio analisaram a eficiência do banco em uma determinada função e no segundo estágio em outra. Esses resultados estão evidenciados na Fig. 2.12. Um exemplo disso são estudos que seguiram a abordagem de produção no primeiro estágio e a de intermediação no segundo, dentre outros exemplos.

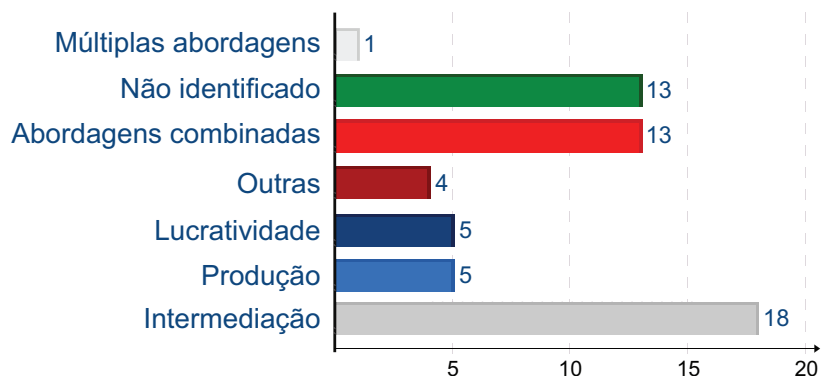


Figura 2.12: Distribuição de frequência para a Classificação 9.

Um apontamento importante é que a sugestão de Berger e Humphrey (1997, p. 197), de que em estudos que tratam de agências deveriam optar pela abordagem de produção enquanto que estudos com bancos a abordagem de intermediação não está sendo seguida, tendo em vista o pequeno número de artigos que utilizaram a abordagem de produção.

Curiosamente, apesar da predominância na utilização da abordagem de intermediação para seleção das variáveis, principalmente considerando os estudos que utilizaram modelos DEA de dois estágios externos, quando se remete aos estudos que utilizaram os modelos DEA de dois estágios internos, somente Fukuyama e Matousek (2017); T.-H. Huang et al. (2018); W.-K. Wang et al. (2014) a utilizou. Entretanto, é válido destacar que maior parte desses estudos combinaram mais de uma abordagem, sendo codificados como 9E, visando tratar a variável depósitos como intermediária ou analisar o banco em diferentes funções.

Um outro aspecto que merece ser destacado consiste no baixo número de estudos que utilizaram mais de uma abordagem, já que somente Paradi et al. (2011) utilizou pelo menos três abordagens em diferentes estimações da eficiência para analisar como a eficiência variava de um modelo para o outro. Isso se faz relevante especialmente no caso do setor bancário, pois conforme discutido em Holod e Lewis (2011) no que tange a variável depósitos, a forma como uma variável é tratada influenciará em quais bancos serão apontados como eficientes pelo modelo. Ademais, não há uma unanimidade na literatura de qual seria a abordagem mais adequada para mensurar a eficiência dos bancos, tendo em vista que cada uma dessas abordagens analisa o banco sob uma perspectiva distinta. Diante do exposto, as seguintes lacunas emergem, em que a G7 consiste em uma lacuna motivadora para a utilização de modelos DEA de dois estágios internos, tendo em vista ser somente por meio dos modelos internos a resolução dessa questão:

Procedimento de Segundo Estágio	Nº de artigos
<i>Tobit</i> .	3
<i>Analytical Hierarchy Process</i> .	2
<i>Bootstrapped Truncated Regression</i> .	10
<i>Artificial Neural Network</i> .	2
<i>Tobit</i> e Var. Int.	2
<i>Tobit</i> e outros.	2
AHP e Var. Int.	1
ANN e Var. Int.	1
BTR e Var. Int.	4
BTR, Var. Int. e outros.	1
OLS.	1
OLS e Var. Int.	1
Variáveis Intermediárias.	18
Var. Int e outros.	2
Outros.	9

Tabela 2.6: Resultados da Classificação 10.

G₆: Já que os resultados da DEA são bastante sensíveis as quais variáveis irão compor o modelo, estudos considerando mais de uma abordagem são importantes para verificar o comportamento dos resultados com diferentes variáveis.

G₇: Tendo em vista a dificuldade em lidar com a variável depósitos, sendo necessário que o pesquisador faça um “*judgement call*”, uma nova corrente de estudos vem trazendo um direcionamento de como tratar tal variável (Holod & Lewis, 2011), que seria considerá-la como variável intermediária. Pesquisas futuras poderiam ter em vista esse aspecto e realizar estudos tratando esta variável dessa forma.

A última classificação a ser discutida, a classificação 10, verificou as técnicas utilizadas no segundo estágio, seja ele interno ou externo, e possuía as seguintes possibilidades de codificação: A - *Tobit*; B - AHP; C - *Bootstrap truncated regression*; D - OLS; E - *Artificial Neural Networks*; F - Variáveis intermediárias; G - Outras técnicas. Os resultados nessa classificação evidenciaram que 3 estudos utilizaram somente o Tobit no segundo estágio (Nguyen et al., 2016; Pasiouras, 2008; Staub et al., 2010), dois utilizaram a *Analytical Hierarchy Process* (Azadeh et al., 2011; Kholousi, 2013), dez regressões *bootstrap*, um a regressão OLS (Shawtari et al., 2015), dezoito o modelo de variáveis intermediárias, três a ANN (Kwon & Lee, 2015; Mostafa, 2009; Wu et al., 2006) e nove aplicaram somente outras técnicas, dentre as quais pode-se citar simulações estocásticas e algoritmo de Monte Carlo (Tsolas & Charles, 2015), Support Vector Machine (Wanke, Barros, Azad, & Constantino, 2016), análise em painel (Shawtari et al., 2015; Staub et al., 2010), regressão beta (Wanke et al., 2017; Xu, 2013), dentre outras. Por fim, em 14 estudos foram utilizadas mais de uma técnica no segundo estágio. Os resultados dessa codificação estão evidenciados na Tab. 2.6.

Tendo em vista tais resultados, percebe-se que a aplicação mais frequente de modelos DEA de dois estágios em bancos é utilizar os *outputs* do primeiro estágio como *inputs* do se-

gundo, ou seja, modelos de dois estágios que se referem ao processo produtivo. Apesar da predominância dos modelos DEA de dois estágios externos, conforme discutido na classificação 1, há uma grande variedade de técnicas possíveis para aplicar no segundo estágio, enquanto que todos os artigos de dois estágios internos necessariamente utilizaram variáveis intermediárias. Por essa razão, tal superioridade é, de certa forma, esperada.

Considerando somente os artigos de modelos externos, sejam eles combinados com os modelos internos ou não, tem-se uma pequena superioridade em artigos que utilizaram a BTR, com 15, seguido de outras técnicas no segundo estágio, com 14. Examinando somente os estudos cujo objetivo era verificar o impacto de variáveis não discricionárias na eficiência (Classificados pelo código 4C), dos 17, onze utilizaram BTR, sendo a principal técnica utilizada para esse fim. Além disso, seguindo a tendência verificada na classificação 4, de um interesse crescente de pesquisadores em verificar o impacto das variáveis não discricionárias na eficiência ao longo do tempo, a BTR vem se tornando mais popular nos últimos anos.

Assim como na quinta, sexta e sétima classificação, nenhuma lacuna foi identificada nessa classificação, uma vez que a finalidade dela foi verificar qual técnica era predominante no segundo estágio, com o intuito de servir como embasamento para pesquisadores futuros decidirem qual técnica é mais apropriada para sua pesquisa considerando seus objetivos.

Variáveis exógenas

Além das discussões terminológicas já realizadas nesta pesquisa, outro aspecto controverso na literatura de modelos DEA de dois estágios consiste no impacto de variáveis exógenas na eficiência. Apesar de ser um tópico específico de modelos DEA de dois estágios externos, optou-se por abordar tal tópico por conta de sua relevância nos modelos de dois estágios externos, sendo a motivação mais frequente na utilização desses modelos e que ainda carece de uma discussão mais aprofundada.

Quando se remete a uma variável exógena em específico como, por exemplo, a lucratividade de um banco, sabe-se que seu impacto na eficiência é bastante ambíguo. Esse problema aparece com praticamente todas as variáveis exógenas consideradas na literatura, sem que haja uma consolidação de qual o real impacto na eficiência dos bancos.

Uma possível explicação para esse fato consiste nos diferentes modelos DEA, que analisam diferentes tipos de eficiência, apesar de elas serem altamente correlacionadas entre si (Stewart et al., 2016) e nas diferentes abordagens existentes para selecionar as variáveis. Holod e Lewis (2011), por exemplo, mostraram como a decisão de classificar a variável depósitos como *input* ou *output* afetou os bancos tidos como eficiente. É de se esperar, portanto, que o impacto das variáveis exógenas nesses casos também se alterem.

Visando trazer direcionamento a essa discussão, na Tab. 2.7 é apresentada informações referentes as variáveis de *inputs* e *outputs*, o tipo de eficiência analisado (EPT e ET), a abordagem utilizada no estudo para a seleção das variáveis, as variáveis exógenas utilizadas e o seu respectivo impacto na eficiência. Dessa forma, os resultados encontrados no que tange ao efeito dessas variáveis ambientais na eficiência poderão ser analisado sob a perspectiva da abordagem

utilizada em cada estudo, ou seja, nas diferentes funções exercidas pelo banco. É válido destacar que na Tab. 2.7 estão somente os artigos que analisaram o efeito das variáveis não discricionárias na eficiência.

Mesmo comparando o impacto das variáveis não discricionárias em contextos similares, nota-se resultados ambíguos. Sufian (2015), por exemplo, (artigo número 35 na Tabela) encontraram um efeito positivo da capitalização na PTE, enquanto que o artigo de Fukuyama e Matousek (2017), número 47, impacto negativo. Esses dois estudos seguiram abordagem de intermediação e mensuraram a mesma eficiência. O mesmo ocorre com a variável tamanho, que no estudo de Alhassan e Tetteh (2017) influenciou negativamente tanto a TE quanto a PTE, enquanto que Stewart et al. (2016) identificou impacto positivo no tamanho na TE, ainda que esses autores tenham seguido a mesma abordagem.

Reconhecendo não ser possível determinar precisamente qual será o impacto das variáveis não discricionárias na eficiência, tendo em vista os resultados ambíguos encontrados na literatura ainda que seja considerado a função do banco analisada e o tipo de eficiência, a Tab. 2.7 poderá servir de *background* para comparações de estudos futuros com os já existentes na literatura.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
37	ET e EPT.	Lucratividade (1º estágio) e <i>marketability</i> (2º estágio).	Número de empregados, ativo fixo, despesas anuais com tecnologia.	Depósitos, passivo e ATFD (Quantidade de negociação por derivativos financeiros).	Diversificação operacional, agências e empréstimos não realizáveis recuperados.	Duas variáveis de governança: Participações do Governo (SOE) e Subsidiária de participação financeira (FHS). Variáveis relacionadas a fatores de risco: Volatilidade da taxa de câmbio (ERV), Volatilidade de juros (INV) e razão entre empréstimos de longo prazo e capital (LCR). Variável relacionada a adequação ao acordo da Basileia III: Taxa de adequação de capital (CAR).	ET: CAR, ERV, SOE e FHS impactaram positivamente e LCR negativamente. SE: CAR, SOE e FHS positivo, ERV, IRV negativo. EPT: CAR e FHS positivo, ERV e IRV negativo.
24	EPT.	Gerador de depósitos (1º estágio) e gerador de empréstimos (2º estágio).	Ativo fixo, Patrimônio líquido (P.L) e despesa de pessoal.	Depósitos e outros fundos.	Empréstimos brutos, outros ativos rentáveis e um <i>output</i> indesejável de empréstimos não realizáveis.	Risco, liquidez dos ativos, margem de juros, acionista por trás e efeito da escala. Fatores macroambientais: crescimento anual do PIB, crescimento anual da taxa do dinheiro (GRM) e concentração de mercado	Global - impacto positivo: risco, liquidez, acionista por trás, tamanho. Impacto negativo: margem de juros. Demais não foram significantes. Estágio 1 - impacto positivo: risco, liquidez, acionista por trás, tamanho e GRM. Demais não foram significantes. Estágio 2 - Impacto positivo: liquidez, tamanho. Negativo: margem de juros, acionista por trás, GRM.

Continua na próxima página.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
II	SBM - ET e EPT.	Intermediação, produção e lucratividade.	Produção: nove <i>inputs</i> relacionados a pessoal. Intermediação (5): caixa, ativos fixos, outras obrigações, empréstimos não realizáveis líquidos, experiência de perda de empréstimo. Lucratividade (6): Despesa de pessoal, despesas com computadores, perdas de empréstimos, taxas cruzadas, outras despesas operacionais e despesas diversas.	Não se aplica.	Produção: (9) Três tipos de clientes: Varejo: relacionamento, serviço e interno. Comercial: relacionamento, serviço e interno. Corporativo: relacionamento, serviço e interno. Intermediação: (6) gerenciamento das riquezas, hipotecas, empréstimos aos consumidores, empréstimos comerciais, depósitos comerciais e depósitos de consumidores. Lucratividade: (7) comissão, empréstimos aos consumidores, empréstimos comerciais, gerenciamento das riquezas, hipotecas, depósitos comerciais e depósitos de consumidores.	Região, tamanho de mercado e escala	Algumas regiões do Canadá apresentaram valores maiores de eficiência para cada modelo. Agências em região rural performaram melhor em lucratividade e produtividade do que as de pequenas urbanas e as grandes urbanas. Nas três eficiências consideradas, o aumento do tamanho do ativo resulta em uma porcentagem maior de agências sendo classificadas como DRS.
48	Não identificado.	Intermediação (1º estágio) e Lucratividade (2º estágio).	Ativo permanente, N ^o de funcionários e fundos emprestáveis (depósitos e empréstimos).	Empréstimos e investimentos.	Receita de juros e receita não financeira.	Tamanho, liquidez, lucratividade, risco, diversificação, proprietário, IC ¹⁰ e prioridade. ¹¹	Eficiência de intermediação: Tamanho, liquidez e prioridade impactos positivos, IC negativo e as demais variáveis não foram significantes. Eficiência de lucratividade (Operacional): lucratividade e diversificação positivo, enquanto que as demais não foram estatisticamente significantes.

Continua na próxima página.

¹⁰Os autores definiram essa variável como a razão entre custos de intermediação e ativo total.

¹¹Proporção de adiantamentos setoriais prioritários, ou seja, crédito direcionado para ativos totais.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
50	EPT.	Intermediação e lucratividade.	Despesas operacionais, fundos emprestáveis e capital social.	Investimento, empréstimos realizáveis e dois <i>outputs</i> que saem do sistema: receita de serviços e empréstimos não realizáveis.	Receita de juros e receita de investimentos.	Razão entre investimentos e empréstimos e razão de empréstimos não realizáveis e empréstimos realizáveis.	Em nenhuma estimação houve significância.
49	Malmquist.	Intermediação.	Depósitos totais (x1), trabalho (x2) e capital (x3).	Não se aplica.	Empréstimos totais (y1) e investimentos totais (y2).	Específica do banco (7): Tamanho, risco de crédito, capitalização, poder de mercado, liquidez, eficiência administrativa e <i>dummy</i> para bancos islâmicos domésticos. Macroeconômicas: crescimento da economia, inflação e crise mundial.	TFPCH ¹² - impacto negativo: capitalização. Liquidez e crise mundial apresentaram impactos significativos, porém a relação variou de modelo a modelo. Eficiência de custo: tamanho e F&A recente impactaram positivamente, enquanto que as demais variáveis não foram significantes. Eficiência produtiva: Público impactou positivamente, F&A recente negativamente e as demais variáveis não foram significantes
28	Não identificado.	Intermediação.	Número de agências e número de empregados.	Despesas administrativas e despesa de pessoal.	P.L e ativo permanente.	Tamanho, público, doméstico, estrangeiro e F&A recente.	A Eficiência analisada é a eficiência de cada sub processo combinada, por meio do modelo relacional <i>network</i> . HC, SC e RC impactam positivamente na eficiência.
27	Não identificado.	Intermediação.	X1: razão do passivo total; X2: razão do P.L total; X3: custo unitário do trabalhador.	Y1: índice de lucratividade; Y2: retorno do ativo (ROA); Y3: retorno do P.L (ROE)	Índice de patrimônio <i>Book-to-market</i> (B/M) e razão entre receitas e despesas (E/P).	Capital Intelectual, mensurado por meio de três variáveis: Capital Humano (HC), capital estrutural (SC) e capital relacional (RC)	A Eficiência analisada é a eficiência de cada sub processo combinada, por meio do modelo relacional <i>network</i> . HC, SC e RC impactam positivamente na eficiência.

Continua na próxima página.

¹² *Total Factor Productivity Chance*, calculado pelo índice de Malmquist.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
34	Não identificado.	Abordagem de intermediação.	Capital, depósitos e trabalho.	Não se aplica.	Bancos convencionais: receita de juros, receita não financeira e empréstimos totais. Bancos islâmicos: receita de financiamento, receita não financeira e financiamento total.	Três macroeconômicas: PIB, inflação e concentração. Sete específicas do banco: <i>Dummy</i> para bancos islâmicos, tamanho, estrutura de capital (ou capitalização), lucratividade, risco de crédito, diversificação e poder de mercado.	Poder de mercado, o fato do banco ser islâmico, PIB, lucratividade, concentração apresentaram impactos positivos. Tamanho, capitalização (estrutura de capital), diversificação tiveram impactos negativos e inflação e risco de crédito não apresentaram nenhum impacto significativo. Durante a época da crise, a grande maioria das F&A em potenciais não gerariam ganhos na eficiência. No último ano analisado, essa situação se alterou, com um aprimoramento na eficiência por conta de F&A.
17	EPT.	Intermediação.	Depósitos, funcionários e ativo permanente.	Não se aplica.	Títulos e empréstimos.	F&A virtuais.	Os testes confirmaram a convergência da eficiência dos bancos. As medidas de integração e harmonização tiveram um efeito significativo na eficiência e no grau de homogeneidade dos mercados bancários do CCG.
14	EPT.	Intermediação.	Despesa com juros, despesa operacional (excluindo despesa de pessoal), despesa de pessoal e depósitos totais.	Não se aplica.	Empréstimos realizáveis, outros ativos rentáveis, receita de juros e receita não financeira.	Influência da integração e esforços coordenados na eficiência bancária e na convergência dentre os países do GCC. ¹³	Impacto positivo: tamanho (lnTA), capitalização (LN(EQASS)), diversificação (ln(NII/TA)), PIB, CR3, Z-score (<i>proxy</i> para o risco de falência do setor) e estrangeiro. Impacto negativo: LN(MKTCAP/GDP) (<i>Proxy</i> para o desenvolvimento do mercado financeiro), listado na bolsa e público. Demais variáveis não foram significantes.
35	EPT.	Intermediação.	Depósitos totais, capital e despesas de pessoal.	Não se aplica.	Empréstimos, investimentos e receitas não financeiras.	Seis variáveis específicas do banco: risco de crédito (LLP/TL), razão de receita não financeira e ativo total (NII/TA), razão de despesa não financeira e ativo total (NIE/TA), empréstimos/ativo total, LN(TA), P.L/Ativo total EQASS. Cinco fatores externos: LN(PIB), LN(INFL), LN(CR3), LN(Z-score), LN(MKTCAP/GDP). Controle do banco: (estrangeiro, público, listado na bolsa)	

Continua na próxima página.

¹³De maneira simplificada, os autores analisaram se os bancos estão operando de forma semelhante por conta de medidas do Conselho do Golfo.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
38	EPT.	Intermediação.	Fundos, ativos permanentes e funcionários	Não se aplica.	Lucro líquido e outros ativos rentáveis.	Variáveis relacionadas a reforma no setor: Aquisição parcial por banco estrangeiro, listagem pública, termo aquisição de curto e longo prazo por banco estrangeiro, Listagem pública de curto e longo prazo. Variáveis de controle: tempo, controle público, capital ratio, crescimento do PIB.	Listagem pública, tempo, controle estatal, capital ratio e crescimento do PIB impactaram positivamente. Aquisição parcial por banco estrangeiro impactou negativamente. Demais variáveis não apresentaram significância estatística.
47	EPT.	Intermediação.	Nº de funcionários, ativo permanente	Depósitos	Empréstimos realizáveis, investimentos em títulos e <i>output</i> indesejável: Empréstimos não realizáveis.	Capitalização, Margem de juros líquida (NIM), risco, índice industrial, empréstimos falidos (BRL).	Capitalização, NIM, risco e BRL tiveram impactos negativos e índice industrial positivo.
6	SBM-EPT.	Intermediação.	Depósitos, trabalho, capital e capital físico.	Não se aplica.	Empréstimos (ajustado a não realizáveis), investimentos e outros ativos rentáveis, receita de taxas e receitas de fora do balanço.	Três variáveis de reestruturação bancária: variáveis <i>dummy</i> para fusões de bancos domésticos (MER), entrada de bancos estrangeiros (FOR) e intervenção estatal (SI). Cinco variáveis específicas do país: Concentração de mercado (MC), taxa de juros interbancária (INT), relação de intermediação (IR), PIB per capita (PCGDP), e suporte do Fundo monetário internacional (IMFS); Variável de controle: tamanho.	O impacto aqui analisado não é nos índices de eficiência mas nas folgas dos <i>inputs</i> . Diversas variáveis apresentaram impactos nessas folgas.
7	ET.	Intermediação.	Trabalho, capital e fundos de compra de títulos.	Não se aplica.	Empréstimos totais sem provisão de perdas, depósitos e investimentos.	Tamanho, posse, empréstimos não realizáveis (NPL), fatia de mercado (MS), P.L e atividade.	Eficiência alocativa: NPL e P.L impactaram negativamente; MS, o fato de ser doméstico, estatal, impactaram positivamente. Eficiência técnica: MS impactou positivamente; Eficiência de custo: MS e estatal impactaram positivamente e MS do ano anterior negativamente. As demais variáveis não apresentaram significância estatística.

Continua na próxima página.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
46	ET.	Intermediação.	Fundos de terceiros, ativo total e despesa de pessoal.	Não se aplica.	Receita de financiamento e receitas operacionais.	Ativo, o número de agências, retorno sobre o ativo (ROA), índice de adequação do capital (CAR) e financiamentos não realizáveis (NPF).	Impactaram negativamente: Ativo e ROA. Impactaram positivamente: Agências. As demais não foram estatisticamente significantes. EPT - Impactos significantes: Variáveis específicas do país como proteção dos direitos de propriedade privada, capitalização do mercado em relação ao PIB, reclamações bancárias em relação ao PIB, o número de agências e ATMS em relação à população, a presença de bancos estatais e de propriedade estrangeira e de concentração. Impacto positivo: Tamanho e menor atividade de empréstimos. Não significantes: Capitalização, lucratividade e despesas relativas aos ativos.
4	ET e EPT.	Intermediação.	Depósitos totais, custos totais (despesas financeiras e despesas não financeiras) e P.L.	Não se aplica.	Empréstimos, outros ativos rentáveis e receitas não financeiras.	Cinco variáveis específicas do banco: Tamanho, capitalização, LOANTA, que representa a razão de empréstimos líquidos e ativo total, lucratividade e EXPTA, que representa a razão entre despesas não financeiras e o ativo. 12 variáveis específicas do país.	ET: tamanho, risco de crédito e LOTA impactaram negativamente, demais variáveis não foram significantes. EPT: tamanho, risco de crédito e LOTA impactaram negativamente, demais variáveis não foram significantes. ET: ROA (<i>proxy</i> para lucratividade), tamanho e cidade apresentaram impactos positivos, enquanto que o número de agências (ln BR) e idade (tempo em funcionamento) impacto negativo. EPT: lucratividade apresentou impacto positivo, número de agências e idade negativo, e as demais variáveis não foram estatisticamente significantes.
44	ET e EPT.	Intermediação.	Ativo fixo, depósitos e despesa de pessoal.	Não se aplica.	Investimentos, empréstimos líquidos e taxas.	Tamanho, concentração do ativo dos bancos, alavancagem, risco de crédito, razão de empréstimos e ativo total e ROA.	ET: tamanho, risco de crédito e LOTA impactaram negativamente, demais variáveis não foram significantes. EPT: tamanho, risco de crédito e LOTA impactaram negativamente, demais variáveis não foram significantes. ET: ROA (<i>proxy</i> para lucratividade), tamanho e cidade apresentaram impactos positivos, enquanto que o número de agências (ln BR) e idade (tempo em funcionamento) impacto negativo. EPT: lucratividade apresentou impacto positivo, número de agências e idade negativo, e as demais variáveis não foram estatisticamente significantes.
40	ET e EPT.	Intermediação.	Funcionários, fundos de compra e depósitos.	Não se aplica.	Empréstimos para clientes, outros empréstimos e títulos.	ROA, COA, cidade, tamanho, ln(agências), idade, LN(NLCL)	ET: tamanho, risco de crédito e LOTA impactaram negativamente, demais variáveis não foram significantes. EPT: tamanho, risco de crédito e LOTA impactaram negativamente, demais variáveis não foram significantes. ET: ROA (<i>proxy</i> para lucratividade), tamanho e cidade apresentaram impactos positivos, enquanto que o número de agências (ln BR) e idade (tempo em funcionamento) impacto negativo. EPT: lucratividade apresentou impacto positivo, número de agências e idade negativo, e as demais variáveis não foram estatisticamente significantes.

Continua na próxima página.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
22	Não identificado.	Não identificado.	Funcionários, ativo e ativos líquidos.	Depósitos, empréstimos, receitas e receitas de juros.	Receita líquida de juros, receita líquida de serviços e lucratividade.	Proporção de ações em posse pelos 5 top <i>shareholders</i> , proporção de ações em posse de <i>shareholders</i> estrangeiros estratégicos, PIB real e inflação.	As 3 proxies para poder de mercado e inflação tiveram impacto positivo, enquanto que as demais variáveis não foram significantes.
2	EPT.	Não identificado.	Despesa de pessoal, área da agência, outras despesas e índice de risco.	Não se aplica.	Comissões, depósitos e empréstimos.	Duas variáveis específicas da agência: transporte público e frequência de caixas automáticos. Outras duas variáveis: potencial de clientes e ambiente competitivo.	Nenhum impacto significativo foi encontrado.
15	ET e EPT.	Não seguiram nenhuma abordagem específica.	Número de funcionários operacionais, número de funcionários em negócios pessoais, aluguel da agência e despesas operacionais.	Não se aplica.	Receita líquida de <i>spread</i> de juros e receita líquida de taxas.	Duas variáveis do ambiente econômico: Taxa de crescimento econômico e inflação. Três variáveis internas das agências: área das agências, anos em operação e total de empréstimos.	O impacto analisado não é nos índices de eficiência mas nas folgas dos <i>inputs</i> .
58	Não identificado.	Eficiência operacional e eficiência de mercado no segundo estágio.	Ativos líquidos, ativo total e funcionários.	Depósitos, empréstimos e receita de serviço.	Receitas líquidas, ROA e ROE.	Duas <i>proxies</i> para participação de capital estrangeiro. Variáveis de controle: capitalização, PIB real, taxa de crescimento da oferta monetária e o peso dos empréstimos bancários na formação total de capital. <i>Dummy</i> para Privado ou estatal e o percentual de funcionários com diploma.	Mensuraram somente na eficiência de mercado: impacto positivo: controle estrangeiro e taxa de crescimento da oferta monetária. Impacto negativo: PIB real. Demais variáveis não apresentaram significância estatística.
42	Não identificado.	Produção.	X1: custos totais, X2: despesa de pessoal.	Não se aplica.	Y1: depósitos totais, Y2: receitas antes de impostos, Y3: empréstimos totais.	Variáveis de controle (5): preço do trabalho, preço do capital, preço dos depósitos, tendência e fatia de mercado. Variáveis contextuais (5): posse estrangeira, controle estatal, F&A, normas internacionais de demonstrações financeiras (<i>International Financial Reporting Standards - IFRS</i>), política contábil e política ativa de dividendos.	Ser estrangeiro, controle estatal, F&A recente, política ativa de dividendos e tendência não foram significantes. Preço dos depósitos, preço do trabalho, princípios contábeis da IFRS e fatia de mercado apresentaram significância, sendo que a relação (positiva ou negativa com a eficiência) depende do grau de certeza das variáveis de <i>inputs</i> e <i>outputs</i> .

Continua na próxima página.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
1	EPT.	Produção.	Funcionários, P. L. e ativo total.	Lucro e receitas.	Valor de mercado, ganho por ação, preço da ação.	Localidade do banco. ¹⁴	Não houveram impactos significativos da localidade do banco na eficiência.
41	EPT.	Produção.	17 variáveis relacionadas a atividade bancária.	Não se aplica.	17 variáveis.	Controle estrangeiro, controle estatal, F&A anteriores e princípios contábeis universais (<i>Generally Accepted Accounting Principles</i> - GAAP).	Impacto na eficiência virtual de F&A: Controle estrangeiro, controle estatal e GAAP impactaram positivamente. F&A anteriores não foi significante.
53	ET e EPT.	Produção.	(8): reservas para perdas com empréstimos, P.L, empréstimos não realizáveis, despesas operacionais, despesa de pessoal, número de funcionários, número de agências e depreciação.	Não de aplica.	(8): Ativo total, ativo fixo, empréstimos brutos, títulos totais, depósitos de clientes, lucro antes de imposto, receita líquida de juros e total de receitas operacionais não financeiras.	(8): 1. Listagem em mercados de ações; 2. Banco estrangeiro; 3. Banco grande; 4. Pertencer ao nível 1 (<i>Tier 1 ratio</i>); 5. Capitalização; 6. Despesas de juros em relação aos depósitos de clientes; 7. Nacional/Regional; e 8. Custos dos depósitos.	Ser nacional e listado no mercado de ações aumentam a chance do banco ser eficiente, enquanto que (3) banco ser grande; (4) Pertencer ao nível 1; (5) capitalização; e (6) despesas de juros em relação aos depósitos de clientes diminuiu essa chance. ¹⁵
52	ET	Produção (1º estágio) e intermediação (2º estágio).	Funcionários, ativo fixo e despesas operacionais.	Depósitos e empréstimos.	Receita de intermediação e receita não financeira.	Tendencia, tendencia ² , ser comercial e ser local.	Ganhos de F&A tendem a ser maiores quando os dois bancos são comerciais e menores quando os bancos são locais.
43	EPT.	Lucratividade.	Despesas operacionais e provisão de perda com empréstimos.	Não se aplica.	Taxas e receitas.	Duas variáveis específicas da agência: Diversificação (DIV) e ratio de empréstimos e depósitos (ED). Quatro variáveis de controle: Retorno do Capital (ROC), tamanho, Local, Local2 Razão de outros ativos rentáveis e empréstimos (OEA/L), razão entre outros ativos rentáveis e total de ativos rentáveis (OEA/TEA), razão de ativos não rentáveis e ativo total (NEA/TA) e razão de depósitos e empréstimos.	DIV, ROC, LOCAL1 apresentaram impacto positivo e LD, tamanho e LOCAL2, negativo.
54	ET.	Lucratividade.	Despesas de intermediação e despesas não financeiras.	Não se aplica.	Receita líquida agregada.		Impactaram negativamente: OEA/L, OEA/TEA. Impactaram positivamente: NEA/TA e razão entre depósitos e empréstimos.

Continua na próxima página.

¹⁴Analísada por meio de testes estatísticos como o ANOVA, *Kruskal Wallis*, dentre outros.

¹⁵Os autores não analisaram o impacto em si na eficiência, mas sim a probabilidade do banco ser eficiente considerando tais variáveis ambientais.

Número	Tipo de eficiência	Função do banco	Inputs 1º estágio	Variáveis intermediárias	Outputs 2º estágio	Variável Exógena	Impacto na eficiência
55	ET.	Lucratividade.	Despesas operacionais e despesas de intermediação financeira.	Não se aplica.	Receita total. ¹⁶	Determinantes da eficiência: Capitalização, risco de liquidez, lucratividade, risco de crédito e <i>proxy</i> para qualidade do ativo e tamanho. Variáveis macroambientais: crescimento anual do PIB e inflação corrente do período.	Impactaram positivamente: capitalização, lucratividade, tamanho, PIB. Impactaram negativamente: risco de liquidez, risco de crédito e <i>proxy</i> para qualidade do ativo e inflação.

Tabela 2.7: *Inputs, outputs, variáveis exógenas e seus respectivos impactos na eficiência por abordagem e eficiência.*

¹⁶Calculado como a soma de receitas financeiras e receitas não financeiras.

O SFN, originado em 1808 com a criação do BB, é composto por um conjunto de instituições financeiras e instrumentos financeiros públicos e privados, com o objetivo de transferir recursos dos agentes econômicos superavitários para os deficitários. Sua estrutura envolve dois grandes subsistemas: normativo e de intermediação financeira, também chamado de operativo. Enquanto que o primeiro é responsável pela fiscalização e regulação das atividades do sistema por meio de órgãos públicos como o Conselho Monetário Nacional (CMN) e o BACEN, o segundo é composto pelos bancos comerciais, múltiplos, de investimento, desenvolvimento, sociedades de crédito, dentre outras, e são responsáveis pela atividade de intermediação financeira (Assaf Neto, 2008, pp. 33–40).

Em relação as instituições financeiras, Cavalcante, Misumi, e Rudge (2009, p. 36) apontam que suas principais atividades consistem em transformar ativos fixos em ativos líquidos, modificar o prazo das operações, redimensionar oferta e demanda de recursos, administrar o risco e criar liquidez nos mercados organizados.

O SFN teve sua principal estruturação com a Lei de Reforma bancária, a Lei nº. 4595/64. Essa lei enumerou os componentes do SFN e a área de competência de cada um. Andrezo (1999, p. 37) destacam que essa lei tinha dois objetivos principais, a saber:

- Estabelecer uma administração monetária federal, capaz de formular e executar políticas monetárias e de crédito, de forma a conter a inflação sem prejudicar o desenvolvimento econômico do país; e
- Promover mudanças no regime jurídico das instituições financeiras privadas, com a finalidade de tornar mais eficiente a utilização dos recursos financeiros nacionais.

Além disso, essa lei foi responsável por determinar de forma mais clara as competências do BB, pela criação do CMN e do BACEN, que surgiu da Superintendência da Moeda e do Crédito (SUMOC) após ela ser transformada em autarquia federal (Andrezo, 1999, p. 37). Outras leis, como a Lei do Mercado de Capitais (1965) e a Lei da Criação dos Bancos Múltiplos (1988) também foram importantes para o desenvolvimento do SFN (Assaf Neto & Lima, 2010, p. 34).

Essa reestruturação do SFN acarretou em uma forte concentração do setor bancário. Conforme é apresentado na Tabela 2.8, em 1956 existiam 403 instituições bancárias em funcionamento no país, grande parte delas de pequeno porte. Em 1970, quatro anos após a Lei de Reforma Bancária, esse número era de 178, indicando uma redução significativa no número de bancos. Comparando com o ano de 1987, em que haviam 103 bancos em operação, essa redução foi ainda mais acentuada, de 74,441% se comparado ao ano de 1956. A grande diferença no número de bancos nos anos de 1970 e 1987 se deve a forte queda no número de bancos privados domésticos, que caiu de 142 para 56 bancos. Apesar disso, o número de bancos estrangeiros no país aumentou nesse período, saltando de apenas 8 bancos para 18. Esse aumento se deve em grande parte a políticas governamentais que, almejando atrair capital estrangeiro, incentivava à capitalização das empresas, culminando em um período caracterizado por fusões e incorporações bancárias (Pinheiro, 2009, p. 54).

Bancos	1956	1970	1987	1992	1994	1998
Federais.	-	4	5	-	-	5
Estaduais.	-	24	24	-	-	22
Privado doméstico.	-	142	56	-	-	-
Privado estrangeiro.	-	8	18	-	-	-
Total.	403	178	103	211	226	207

Tabela 2.8: Número de bancos no Brasil.

Fonte: Adaptado de Baer e Nazmi (2000, p. 6).

A tendência de queda no número de bancos foi revertida no período entre 1987 a 1992, em que esse número mais que dobrou nesse espaço temporal. Para entender esse aumento, é importante considerar o contexto macroeconômico do Brasil nessa época. Em uma fase marcada por uma hiperinflação, com a inflação chegando a 56% em janeiro, 73% em fevereiro e 84% em março no ano de 1990, por exemplo, o aumento no número de bancos foi uma resposta a esse fator, uma vez que esse cenário era favorável aos bancos. Conforme destacam Baer e Nazmi (2000, p. 6), ao contrário de grande parte da população brasileira, que sofria com a perda do poder de compra, os bancos foram beneficiados em três aspectos:

- Foi possível coletar empréstimos facilmente, pagando uma taxa de juro real negativa ou baixa sobre o altíssimo número de depósitos por parte dos clientes;
- Houve uma redução no valor real de seus passivos, reduzindo a probabilidade de insolvência;
- A liquidez dos bancos aumentou ao tornar mais fácil para tomadores de empréstimos pagarem suas dívidas.

Com a possibilidade de obter lucros cada vez maiores por meio do mero trânsito dos recursos, chamado de *floating*¹⁷, e, tendo em vista que a tecnologia na época não era tão desenvolvida a ponto de ser possível aos clientes realizarem as transações bancárias a distância, como nos dias atuais, os bancos adotaram políticas de expansão do número de agências, uma vez que com um maior número de agências, seria possível atender mais clientes e, por conseguinte, obter maiores receitas. A ideia por trás dos lucros exorbitantes dos bancos na época é que quanto maior era a inflação do mês, mais os correntistas depositavam o seu dinheiro em investimentos oferecidos pelos bancos, para que seus recursos não fossem corroídos pela desvalorização da moeda. Os bancos, por sua vez, aplicavam esses recursos em forma de empréstimo, recebendo taxas muito superiores ao que era pago aos agentes superavitários (Pinheiro, 2009, pp. 54–55). Em outras palavras, em uma época de *spread* elevadíssimo, era importante captar recursos no maior número de lugares possíveis do país.

O cenário do SFN, em resposta a mudanças na situação macroeconômica do país, sofreu grandes mudanças no ano de 1994. Foi instituído nesse ano o Programa de Estabilização Econômica, chamado de Plano Real. Esse programa visava conter o avanço dos preços por meio de

¹⁷*Floating* pode ser entendido como recursos transitórios mantidos ou depositados em bancos, sem remuneração para o depositante ou corretista.

três âncoras econômicas: âncora monetária, âncora fiscal e âncora cambial. Nessa época, houve um aumento expressivo dos investimentos estrangeiros no Brasil e uma forte redução da inflação, que era de aproximadamente 40% ao mês, passando para 30% ao ano (Andrezo, 1999, pp. 244–246).

Tendo em vista que a alta inflação permitia aos bancos obterem ganhos elevado, independente do nível de eficiência de tais bancos, é fácil de entender o porquê do Plano Real ter gerado uma situação bastante desafiadora para os bancos do SFN. Andrezo (1999, p. 272) afirmam que o longo período de taxas elevadas de inflação fez com que os bancos priorizassem minimizar a corrosão do valor de seus ativos financeiros, em detrimento da sua função básica de intermediação de recursos. Tecles e Tabak (2010, p. 1589) colocam que o fim das transações financeiras com alto *spread* evidenciou as ineficiências dos bancos e as suas dificuldades para se adaptarem a esse novo cenário, culminando em uma ameaça de crise no setor em 1995. Em resposta a essa situação, o governo brasileiro interviu por meio de um programa de ajuste, que almejava ajustar o setor bancário brasileiro às recomendações do Primeiro Acordo de Capital do Comitê da Basileia, reestruturando o sistema através de liquidações e privatizações de bancos públicos por meio do Programa de Incentivo para a Redução do Setor Público Estadual na Atividade Bancária (PROES) (Baer & Nazmi, 2000, p. 14).

Em um momento de dificuldade para o SFN, os bancos estaduais por diversas vezes solicitavam ao Tesouro Nacional aportes financeiros, algo difícil de ser atendido em sua totalidade. O PROES, portanto, visava incentivar a redução da presença do setor público estatal no SFN. Essa redução foi atingida por meio da criação de duas linhas de crédito para renegociação das dívidas dos bancos estaduais caso houvessem alterações no controle acionário ou na administração. Além disso, o PROES permitiu a entrada de instituições estrangeiras que adquiriram alguns desses bancos estatais como, por exemplo, o BANDEPE, BANESPA (Baer & Nazmi, 2000, p. 14). Em suma, o PROES reduziu de forma acentuada a participação estatal no setor bancário, por meio da privatização, extinção e transformação desses bancos em agências de fomento (Faria, de Paula, & Marinho, 2007, p. 125).

Um outro programa lançado pelo governo visando evitar a falência de bancos, já que isso poderia afetar a credibilidade e o funcionamento de todo o setor por conta do alto grau de alavancagem das instituições financeiras, foi o Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional (PROER), que previa um conjunto de incentivos fiscais, linha de crédito especial e flexibilização temporária quanto às exigências do acordo da Basileia (Andrezo, 1999, pp. 272–274). Esse programa permitiu que os bancos tidos como “bons” comprassem as instituições em dificuldades e com problemas de liquidez, podendo abater do Imposto de Renda Pessoa Jurídica (IRPJ) todas as dívidas do novo banco adquirido, provocando, por conseguinte, uma onda de F&A bancárias, com diversas novas instituições financeiras, em grande parte internacionais, ingressando no setor bancário, além da compra de bancos menores por bancos consolidados no sistema bancário, acarretando em significativa redução do número de bancos. Isso proporcionou a consolidação do SFN (Faria et al., 2007, p. 125).

Essa tendência de concentração do SFN, iniciado por conta de políticas públicas em face

da ameaça de colapso no setor, vem se acentuando ao longo dos anos. Com o intuito de analisar a competitividade e concentração do SFN, o BACEN prioriza a utilização de três indicadores, sendo eles:

- Índice de Herfindahl - Hirschman (IHH): Utilizado pelas autoridades nacionais e internacionais de defesa da concorrência para avaliar a concentração no mercado. O BACEN considera entre 0 e 1000 como baixa concentração; entre 1000 e 1800 como média concentração; e acima de 1800 como elevada concentração;
- RC_4 : Representa a participação acumulada dos quatro maiores concorrentes no mercado;
- RC_{10} : Representa a participação acumulada dos dez maiores concorrentes no mercado.

No que tange aos três indicadores descritos acima, a Tabela 2.9 apresentará a RC_4 e a RC_{10} , em termos percentuais, para os anos de 1995 a 2017. Os últimos intervalos foram de apenas 3 anos para que o espaço de tempo no último intervalo não ficasse tão curto, uma vez que seria de 2015 a 2017. As variáveis consideradas para analisar a concentração foram: Ativo total, Depósitos totais e Operações de crédito. A escolha dessas três variáveis se deve a utilização delas pelo BACEN nos relatórios de estabilidade financeira.

O objetivo ao analisar essa tabela é demonstrar que o sistema bancário brasileiro vem se concentrando cada vez mais ao longo dos anos. Não foi utilizado o IHH por já ser possível demonstrar se está havendo concentração ou não com a RC_4 e a RC_{10} . Por conta dos intervalos de 4 anos, podem haver distorções que enviesassem a análise. Por exemplo, a RC_4 e RC_{10} podem ter aumentado nos anos de 1996, 1997, 1998 e ter diminuído no ano de 1999. Ao se comparar 1995 com 1999, não ficaria claro que o mercado estava se concentrando, já que algum fator em 1999 poderia ter feito com que esses índices caíssem. Entretanto, por essa análise englobar um período longo, de 22 anos, será possível ter um entendimento de qual tendência o SFN está seguindo.

Índice	Variável	1995	1999	2003	2007	2011	2014	2017
RC_4	Ativo Total.	51,47	50,82	56,43	52,58	68,04	70,25	73,14
	Depósitos.	59,80	57,02	61,84	59,32	72,85	76,01	76,79
	Op. Crédito.	59,62	62,89	53,79	54,55	69,91	76,06	78,82
RC_{10}	Ativo Total.	70,59	71,82	79,69	80,52	88,90	89,80	90,13
	Depósitos.	78,22	74,48	86,39	86,18	90,06	91,51	91,25
	Op. Crédito.	82,52	80,81	78,09	84,49	90,67	91,95	92,63

Tabela 2.9: Nível de concentração.

Analisando a Tabela 2.9, primeiramente de 1995 a 1999, percebe-se que poucas mudanças ocorreram no nível de concentração para as três variáveis consideradas tanto em RC_4 quanto RC_{10} . Em 2003 já foi possível notar um leve aumento na concentração. Tomando como exemplo ativo total dos quatro maiores bancos, ele saltou de 50,82 para 56,43. Entretanto, a variável operação de crédito seguiu uma tendência oposta, com uma redução na concentração. Comparando o ano de 2007 com os anteriores, verifica-se uma tendência de diluição dos recursos do

SFN, mas essa tendência foi fortemente alterada no ano de 2011, passando a ter um sentido de aumento na concentração bancária, permanecendo até o último ano analisado, 2017.

Conforme destacado anteriormente, por se tratar de comparações entre anos específicos, podem ter ocorrido fatores extraordinários que tenham influenciado nos valores de concentração encontrados. Contudo, se inicialmente não fica claro para todas as variáveis que o mercado está se concentrando, ao comparar os anos iniciais com os finais isso fica evidente. Os 4 maiores bancos detinham 51,47% do valor total de ativo do SFN, 59,80% de depósitos e 59,62% em operações de crédito em 1995 *versus* 73,14%, 76,79% e 78,82%, respectivamente, em 2017. Assim sendo, é possível concluir que a participação no total dos 4 maiores bancos aumentou de forma significativa no período analisado. Da mesma forma, os 10 maiores bancos seguiram a tendência da RC_4 e, também, aumentaram seu controle no total. No ano de 2017, eles eram responsáveis por aproximadamente 90% de todos os ativos, operações de crédito e depósitos, em comparação com 70,59%, 78,22% e 82,52%, respectivamente para as três variáveis no ano de 1995.

CAPÍTULO 3

MÉTODO

“A persistência é o menor caminho para
o êxito.”
—Charles Chaplin.

Visando responder as perguntas de pesquisa e testar as hipóteses propostas, neste capítulo será discutido sobre os modelos básicos da DEA, apresentando suas formulações matemáticas e explicações sobre esse modelo. Além disso, tendo em vista que os índices de eficiência da DEA são sensíveis as variáveis incorporadas no modelo, será discutido aqui também as principais abordagens para selecionar as variáveis, apresentando o embasamento para a escolha dos *inputs* e *outputs* feitas neste trabalho. Por fim, para analisar o impacto das variáveis não discricionárias na eficiência e testar as hipóteses propostas, foi adotado o modelo BTR de Simar e Wilson (2007), que terá seus procedimentos apresentados neste capítulo.

3.1 MODELOS DEA

A DEA é uma técnica matemática não paramétrica, isto é, não utiliza inferências estatísticas, como medidas de tendência central, testes de coeficientes ou formalizações de análises de regressão (C. M. C. Ferreira & Gomes, 2009, p. 19). Ela consiste em uma técnica de programação linear, cujo objetivo é analisar um grupo homogêneo de DMUs que contenham os mesmos insumos e produtos, para assim identificar as organizações mais eficientes e apontar o que as ineficientes devem fazer para se tornar eficientes. Tendo isso em vista, Aggelopoulos e Georgopoulos (2017, p. 1172) destacam que identificar as DMUs ineficientes e apontar *benchmarks* consiste na principal utilidade da DEA, já que isso pode permitir que a administração desen-

volva uma compreensão da causa das ineficiências e aprimore seu processo produtivo visando aumentar a produtividade e o desempenho.

Um outro aspecto importante da DEA, conforme já discutido anteriormente na Seção 2.1, é que ela não necessita de especificações no que tange a forma da fronteira de produção e é capaz de mensurar a eficiência em situações que envolvam múltiplos insumos e múltiplos produtos. Nesse sentido, An et al. (2015, p. 14) destacam que como o setor bancário é um dos sistemas mais complexos do mundo, em que é oferecido aos clientes diversos produtos gerados por meio da utilização de múltiplos insumos, a DEA é bastante apropriada para avaliar a performance desse setor. De maneira semelhante, Schaffnit et al. (1997, p. 270) apontam que a DEA é particularmente efetiva em lidar com processos produtivos complexos, em que as DMUs utilizam múltiplos *inputs* para gerar múltiplos *outputs*.

Svitalkova (2014, p. 645) afirma também que uma vantagem da DEA é que o modelo funciona sem a necessidade de padronização, ou seja, é possível trabalhar com *inputs* em reais, por exemplo, e *outputs* em outra escala de medida. Nesse sentido, caso em momento posterior um outro pesquisador conduza a mesma análise realizada, mas em vez de trabalhar com os *inputs* em reais, utilize dólares, os resultados encontrados por esse último serão os mesmos do que foi encontrado em primeiro momento.

Řepková (2014, p. 589) destaca que o processo de otimização da DEA será realizado para todas as DMUs da amostra, analisando cada uma delas separadamente e comparando-as com as outras DMUs, identificando como essa DMU está em relação ao grupo no que tange as suas operações, se é eficiente ou não, as causas da ineficiência e como ela pode aprimorar sua *performance* para que se torne eficiente. Tomando como exemplo uma amostra fictícia de n DMUs, o modelo será aplicado para a DMU_1 depois a DMU_2 até a DMU_n , apontando a eficiência em relação ao grupo analisado. Nesse sentido, é importante ressaltar que tanto a inclusão como a exclusão de DMUs no modelo pode afetar a eficiência das demais DMUs, justamente por conta da eficiência ser relativa. Um outro apontamento relevante consiste no fato de que, como a eficiência calculada é relativa, não é possível fazer uma generalização dos resultados encontrados pela DEA. Se o grupo de DMU analisado não for a população, nenhuma inferência poderá ser realizada a partir da amostra.

Conforme já discutido anteriormente, os modelos podem ser orientados para *input*, ou seja, os apontamentos feitos pela DEA em relação a uma DMU ineficiente buscarão uma minimização na utilização dos *inputs* mantendo os *outputs* constantes, ou orientados para *output*, que indica o quanto a DMU ineficiente deverá aumentar na sua produção mantendo constante suas variáveis de entrada. Nesse contexto, a orientação adotada neste trabalho foi para *input*, pois conforme apontam Schaffnit et al. (1997, p. 278), os bancos não teriam controles sobre os seus *outputs*, sendo mais apropriada, portanto, a orientação a *input*.

Considerando θ como o índice de eficiência da DMU em análise mensurada pelo modelo orientado a *input*, C. M. C. Ferreira e Gomes (2009, p. 35) destacam que nenhuma DMU pode ter um θ maior do que 1, pois esse índice de eficiência é uma medida relativa do grupo analisado. Se houver uma DMU com um processo produtivo muito superior do que as demais, então seu

escore de eficiência será 1 e as outras terão valores entre $0 \leq \theta < 1$. No caso da orientação a *output*, o θ da DMU eficiente também será igual a 1, enquanto que as demais DMUs terão valores de eficiência superiores a 1, em que esse valor estará indicando o quanto cada DMU ineficiente deve aumentar no seu produto para se tornar eficiente. Cabe ressaltar que em ambas orientações podem haver mais de uma DMU eficiente, ainda que elas utilizem diferentes combinações de *inputs*.

Cooper et al. (2006, pp. 3–4) ao compararem a fronteira criada pela DEA com uma reta construída por meio de regressão estatística, ressaltaram que a última traça uma reta na tendência central dos pontos analisados. Com isso, as observações acima dessa reta são tidas como excelentes, enquanto que as localizadas abaixo da reta seriam classificadas como insatisfatórias. O nível de excelência e não satisfatoriedade pode ser medido por meio da distância desses pontos com a reta. A DEA, por outro lado, irá construir a fronteira de eficiência a partir das DMUs consideradas eficientes pelo modelo. Portanto, a grande diferença entre regressão estatística e a DEA é que a primeira reflete a média, ou tendência central das observações enquanto a segunda trabalha com as melhores performances e mensura todas as outras baseado no desvio da fronteira eficiente. Em outras palavras, ao invés de focar na média, a DEA concentra em cada DMU individualmente. Há somente uma otimização a fazer na regressão: se deslocar para a tendência central, enquanto na DEA cada DMU poderá ter sugestões de melhorias diferentes, ou seja, as sugestões de aprimoramento são realizadas considerando o processo produtivo de cada DMU, em que o par de uma DMU ineficiente será a DMU eficiente que apresenta um processo produtivo mais próximo do seu (Charnes et al., 1994, pp. 8–10). Isso implica que essas duas técnicas terão formas diferentes de avaliar as DMUs e apontar oportunidades de aprimoramento, consistindo em uma das principais diferenças desses modelos.

É válido destacar que a DEA possui algumas limitações, conforme discutido na Seção 2.1 sobre os modelos não paramétricos, nos quais pode-se citar a ausência do termo erro. Em outras palavras, a DEA não considera ruídos estatísticos, então qualquer desvio da fronteira eficiente é atribuído a ineficiência. Além disso, Aggelopoulos e Georgopoulos (2017, p. 1173) destacam uma possível limitação na própria precisão da estimação da eficiência e, por esta razão, esses autores argumentam a importância dos procedimentos *bootstrap*, que possibilitam eliminar um possível viés do cálculo da eficiência.

Após essa breve discussão sobre a DEA, na Subseção 3.1.1 e Subseção 3.1.2 serão discutidos de maneira sucinta os modelos básicos da DEA, sendo apresentado suas formulações matemáticas.

3.1.1 MODELO CCR

Em 1978, Charnes et al. (1978, pp. 430–435) propuseram o modelo CCR, que culminou na criação da DEA, e consiste em uma técnica matemática não paramétrica de programação linear que possibilita trabalhar com múltiplos insumos e múltiplos produtos, em que, por meio das melhores práticas encontradas, é construído uma fronteira eficiente, composta pelas DMUs eficientes. O modelo permite ainda possibilidades para que as DMUs ineficientes se tornem

eficientes. Essa definição do modelo CCR constitui justamente na definição da própria técnica DEA, conforme já apresentado na Seção 3.1.

Utilizando as manipulações algébricas elaboradas por Charnes e Cooper (1962), Charnes et al. (1978) transformaram um problema de programação não linear em programação linear. Além disso, Charnes et al. (1994, p. 6) apontam que Charnes et al. (1978) estenderam a ideia de Farrell (1957) ligando a estimação de eficiência técnica com fronteiras de produção.

Um aspecto importante do modelo CCR foi possibilitar trabalhar com situações reais mais complexas, que envolvam múltiplos insumos e múltiplos produtos, ao generalizar a razão $\frac{\sum u_i y}{\sum v_i x}$ de eficiência para uma única DMU transformando os múltiplos insumos e múltiplos produtos de cada DMU em um único *input* e *output* virtual (Charnes et al., 1994, p. 6). Como esse modelo tem uma premissa de que os retornos de escala das DMUs analisadas são constantes, ele também é conhecido como Modelo CRS, podendo ser orientado para *input* ou orientado para *output*. As equações básicas do modelo CCR bem como as orientações estão demonstradas nas Equações 3.1 e 3.2.

$$\max \theta_k = \sum_{r=1}^m u_r y_{rk} \quad (3.1)$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} &= 1 \\ \sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} &\leq 0, \forall j \\ u_r, v_i &\geq 0, \forall r, i \end{aligned}$$

Considerando:

$$\begin{aligned} y &= \text{outputs}; \quad x = \text{inputs} \\ u, v &= \text{pesos, preço sombra;} \\ r &= 1, \dots, m; \quad i = 1, \dots, n; \\ j &= 1, \dots, N \end{aligned}$$

Por outro lado, o Modelo CCR - Orientação ao Produto é dado pela seguinte Equação 3.2:

$$\min \theta_k = \sum_{r=1}^n v_r x_{rk} \quad (3.2)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m u_i y_{ik} = 1$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0, \forall j$$

$$u_r, v_i \geq 0, \forall r, i$$

Considerando:

$$y = \text{outputs}; x = \text{inputs}$$

$$u, v = \text{pesos, preço sombra};$$

$$r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n;$$

$$j = 1, \dots, N$$

Conforme apontam Charnes et al. (1994, p. 6), a eficiência relativa de cada DMU será calculada considerando a razão da soma dos pesos dos *outputs* em relação a soma dos pesos dos *inputs*. Esses pesos, também chamados de multiplicadores ou preço sombra são representados pelas variáveis u e v , em que eles serão selecionados de uma maneira que calcule o Ponto Ótimo de Pareto, ou seja, eles terão valores, calculados por meio de programação matemática, em que não seria possível obter uma relação *input - output* mais eficiente, para cada DMU sujeito a restrição que nenhuma DMU pode ter um índice de eficiência θ superior a 1, considerando a orientação a *input*. Em outras palavras, a razão do *output* virtual, que consiste em um vetor que representa os múltiplos *outputs*, em relação ao *input* virtual, que consiste em um vetor que representa os múltiplos *inputs*, fornecerá uma medida de eficiência que está em função dos multiplicadores (Cooper, Seiford, & Zhu, 2011, p. 9).

Nesse sentido, não há necessidade de nenhuma especificação prévia em relação a tais pesos, pois serão calculados pelo próprio modelo. Uma outra importante possibilidade em relação aos multiplicadores é que, conforme destacam Cooper et al. (2006, p. xxi), tais pesos podem também ser utilizados para mensurar a mudança nos escores de eficiência para uma DMU caso haja a mudança no *input* ou *output* correspondente. Em outras palavras, esses multiplicadores podem ser utilizados para realizar uma análise de sensibilidade. Diferentemente da estatística que a análise de sensibilidade pode ser aplicada em somente uma unidade no tempo, na DEA essa análise de sensibilidade permite variações simultâneas em todas as observações. Por esta razão, também são chamados de preço sombra.

3.1.2 MODELO BCC

O outro modelo básico da DEA surgiu como um refinamento do modelo CCR, criado por Banker et al. (1984, p. 1086). A grande diferença entre os modelos está nos retornos de escala.

Enquanto que no modelo CCR, esse retorno era constante, o modelo BCC trabalha com retornos variáveis de escala, sendo também chamado de VRS (*Variable Return of Scale*) por essa razão. Com isso, se anteriormente o índice de eficiência encontrado pela DEA por meio do modelo CCR era uma eficiência global, que combinava eficiência de escala e eficiência técnica, o trabalho de Banker et al. (1984, pp. 1088–1089) permitiu analisar separadamente a eficiência de escala e a eficiência puramente técnica de cada DMU. Isso ocorre ao decompor o efeito de ganhos de escala do valor total de eficiência, adicionando na Equação 3.2 a variável u . Se $u_0 = 0$, então o retorno é constante de escala. Se $u_0 \neq 0$, o retorno é variável de escala, podendo ser crescente quando $u_0 < 0$, ou decrescente quando $u_0 > 0$ (Cooper et al., 2011, p. 125).

Nesse sentido, uma das vantagens de utilizar tanto o modelo CCR quanto o BCC é, por meio da comparação entre os índices encontrados em cada modelo, ser possível entender mais profundamente a causa da ineficiência das DMUs, ou seja, pode-se descobrir se uma DMU está sendo ineficiente devido a parte técnica de sua operação em si, ou se essa ineficiência tem origem no nível de escala operado (Řepková, 2014, p. 594). O modelo CCR mensura a Eficiência Técnica, ET, também chamada de eficiência global, enquanto o índice resultante do modelo BCC é conhecido como EPT, que mensura a eficiência com base somente nas capacidades administrativas (Yilmaz & Güneş, 2015, p. 387). Em outras palavras, a EPT significa a ET desconsiderando o impacto das economias ou deseconomias de escalas (Řepková, 2014, p. 594).

A razão entre a ET e a EPT fornecerá a eficiência de escala. Conforme destaca Yilmaz e Güneş (2015, p. 387), ao dividir o índice de eficiência global, que inclui tanto de escala quanto puramente técnico, pelo puramente técnico, será obtido o índice que se refere somente a escala. A ES pode ser obtida, portanto, pela seguinte razão: $ES = \frac{ET}{EPT}$.

Para uma melhor compreensão, considere um exemplo hipotético em que se esteja analisando a DMU₀. Suponha que ela obtenha 0,7 como índice de eficiência no modelo CCR. Assim sendo, a DMU em questão é ineficiente. Utilizando o modelo CCR, não há como saber se essa ineficiência ocorre em decorrência de uma ineficiência técnica ou ineficiência de escala. Por outro lado, se a eficiência dessa DMU também for estimada pelo modelo BCC, será possível descobrir qual é a causa dessa ineficiência, uma vez que ao comparar os dois índices de eficiência, o pesquisador poderá verificar se a ineficiência está relacionada a escala operada pela DMU ou se essa ineficiência tem origem nas habilidades puramente administrativas e gerenciais da DMU, conforme apontado por (Yilmaz & Güneş, 2015, p. 387).

Pelas razões levantadas acima, o presente trabalho optou por utilizar tanto o modelo CCR quanto o modelo BCC no primeiro estágio. Por fim, assim como no modelo CCR, o modelo BCC pode ter orientação para insumo ou para produto. As Equações 3.3 e 3.4 representam o modelo para cada uma dessas orientações, respectivamente.

$$\max \theta_k = \sum_{r=1}^m u_r y_{rk} - u_k \quad (3.3)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1$$

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

$$u_r, v_i \geq 0$$

Considerando:

$$y = \text{outputs}; x = \text{inputs}$$

$$u, v = \text{pesos, preço sombra};$$

$$r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n;$$

$$j = 1, \dots, N$$

Por outro lado, o Modelo Dual BCC - Orientação ao Produto é apresentado na Equação 3.4.

$$\min \theta_k = \sum_{r=1}^n v_r x_{rk} + v_k \quad (3.4)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1$$

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

$$u_r, v_i \geq 0$$

Considerando:

$$y = \text{outputs}; x = \text{inputs}$$

$$u, v = \text{pesos, preço sombra};$$

$$r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n;$$

$$j = 1, \dots, N$$

Comparando a Equação 3.1 com a Equação 3.3 e a Equação 3.2 com a Equação 3.4, que

representam as equações dos modelos CCR e BCC com suas respectivas orientações, percebe-se que a única diferença entre esses modelos é justamente a variável u , que representa os retornos de escala. A Fig. 3.1 apresenta graficamente como essa variável altera a construção da fronteira eficiente para cada um desses modelos.

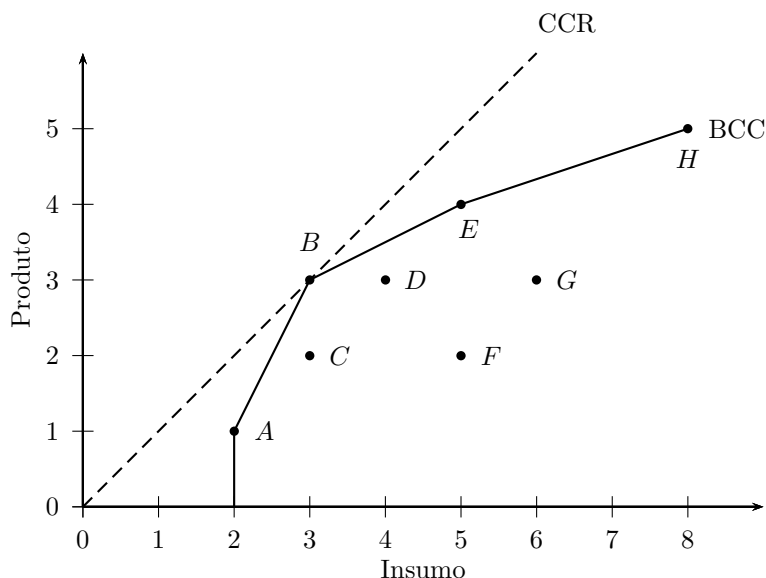


Figura 3.1: Comparação entre CCR e BCC.
Fonte: Adaptado de Cooper et al. (2006, p. 86).

Analisando a Figura 3.1, nota-se que pelo modelo CCR a fronteira de eficiência parte da origem, passa pelo ponto B e segue sua trajetória crescente de forma constante, enquanto que no modelo BCC o comportamento da fronteira de eficiência não começa na origem, mas sim na coordenada (2, 0), passando pelo ponto A, ponto B, ponto E e ponto H, seguindo uma trajetória de decrescimento, até que a inclinação seja igual a 0. A grande implicação disso é que no primeiro modelo somente a DMU B é considerada eficiente, servindo de referência de melhoria para todas as outras. Por outro lado, no segundo modelo as DMUs A, B, E e H são consideradas eficientes e, portanto, pertencem a fronteira de eficiência e servem de *benchmark* para as outras DMU ineficientes. Nesse caso, cada DMU terá como *benchmark* a DMU que tenha uma estrutura mais semelhante à sua.

3.1.3 DEFINIÇÃO DO CRITÉRIO PARA ESCOLHA DE VARIÁVEIS

Definido o modelo DEA a ser aplicado e a sua orientação (orientado a *input*), o próximo passo é definir quais variáveis farão parte do modelo. Segundo Wagner e Shimshak (2007, pp. 57–58); Zimková (2014, p. 782); Y. Luo, Bi, e Liang (2012, p. 1119); Wanke, Barros, e Emrouznejad (2016, p. 380), selecionar as variáveis talvez seja a etapa mais importante, apesar de muitas vezes não receber a atenção necessária.

No que tange a literatura de eficiência bancária, algumas abordagens foram desenvolvidas e servem para orientar essa escolha das variáveis. A principal diferença entre essas abordagens consiste no entendimento em relação a qual é a principal função do banco, ou seja, de

acordo com a abordagem adotada, o banco é analisado em um escopo específico. Nesse sentido, de acordo com Yilmaz e Güneş (2015, p. 387), as principais abordagens são a de intermediação e de produção.

Discorrendo primeiramente sobre a abordagem de intermediação, de Sealey e Lindley (1977), ela entende que a principal função dos bancos é coletar fundos e convertê-los em empréstimos e outros ativos rentáveis, utilizando capital físico e trabalho, ou seja, o banco é visto principalmente como intermediário entre agentes superavitários e agentes deficitários. Em suma, estudos que seguem essa abordagem estão mensurando a eficiência do banco em seu papel de intermediador financeiro.

A abordagem de produção, desenvolvida por Benston (1965), entende como principal função do banco fornecer serviços para os clientes. Os *inputs* envolvem variáveis físicas como trabalho, capital e materiais. Os *outputs* geralmente incluem serviços disponíveis para os clientes, nos quais pode-se citar depósitos, empréstimos, entre outros. Nesse sentido, a DEA mensurada sob essa perspectiva indica os bancos mais eficientes em ofertar serviços aos clientes.

Discutindo sobre essas abordagens, Berger e Humphrey (1997, p. 197), em seu artigo que examinou mais de 130 estudos que aplicaram a fronteira de eficiência em bancos, seja ela construída por técnica paramétrica ou não paramétrica, em 21 países, apontaram que a abordagem de produção é a mais indicada para estudos que avaliam as agências, enquanto que a abordagem de intermediação é mais recomendada para analisar os bancos em si.

Retomando as discussões realizadas no Capítulo 2 no que tange a abordagem mais utilizada nos estudos dois estágios, por meio da análise da Tab. 2.5 fica evidente que a abordagem de intermediação é a mais popular, em que 18 pesquisas ou 30,50% seguiram exclusivamente essa abordagem, enquanto que apenas 5 estudos utilizaram exclusivamente a abordagem de produção. Apesar disso, mesmo com a baixa popularidade da abordagem de produção em relação a de intermediação, não é possível descartar a relevância da abordagem de produção nos estudos de eficiência.

Além dessas abordagens, existe também um procedimento utilizado para selecionar as variáveis, conhecido pelo método *stepwise*, de Norman e Stoker (1991), que pode ser descrito simplificada da seguinte forma: a partir de um par de *input-output* inicial, é mensurado os índices de eficiência e calculado os coeficientes de correlação de todas as demais variáveis com estes escores. A seleção da próxima variável para o modelo ocorrerá na ordem decrescente do módulo do coeficiente de correlação (Périco et al., 2008, p. 425). Por fim, houveram estudos também que simplesmente seguiram pesquisas anteriores e selecionaram as variáveis de acordo com o que foi realizado por essa pesquisa base.

Considerando essas diferentes formas de selecionar as variáveis, existe uma controvérsia na literatura no que tange a forma correta de estimar a eficiência bancária. A principal confusão está justamente na questão da escolha das variáveis de *input* e *output*. Algumas variáveis já são reconhecidamente tratadas como *inputs* como os ativos fixos e funcionários. Entretanto, como tratar a variável depósitos ainda permanece um aspecto confuso. A razão dessa confusão está nas divergências existentes entre as duas principais abordagens da literatura de eficiência bancária

para selecionar as variáveis. Considerando depósitos como um serviço bancário, essa variável estaria seguindo os pressupostos da abordagem de produção e seria vista como um *output*, uma vez que o banco utilizaria de sua estrutura e mão de obra para gerar serviços, ou seja, os depósitos seriam algo a ser maximizado. Por outro lado, analisando os bancos sob a perspectiva de seu papel de intermediação, captar depósitos e realizar empréstimos, os depósitos seriam insumos para a produção de empréstimos. Nesse caso, em termos práticos, o banco buscaria maximizar os empréstimos e minimizar seus depósitos, suas obrigações.

É importante ressaltar também que os depósitos constituem em um elemento de grande relevância da atividade bancária necessitando, portanto, de bastante atenção. Essa variável não poderia ser simplesmente ignorada em uma pesquisa e enquadrá-la como *input* ou *output*, já que isso afetará os escores de eficiência, conforme apontaram Holod e Lewis (2011, p. 2802). Em um estudo seguindo a abordagem de produção, mantendo outras variáveis constantes, um maior volume de depósitos acarretaria em índices maiores de eficiência apontado pelo modelo DEA. Em contrapartida, um pesquisador que tenha seguido a abordagem de intermediação e tenha tratado depósitos como *input*, mantendo as outras variáveis constantes, encontraria índices superiores de eficiência quando o banco apresentasse menores volumes de depósitos.

O problema existente nesse sentido é que ao comparar pesquisas que consideraram abordagens distintas, os resultados encontrados podem ser diferentes mais por conta dessa divergência em relação as variáveis do que diferenças na eficiência dos setores bancários em si. Ou seja, a existência do “dilema dos depósitos” dificulta uma unificação na literatura.

Tendo em vista que não consiste no foco deste trabalho discutir qual abordagem é a mais apropriada, uma vez que a própria literatura não possui tal resposta, mas, considerando os apontamentos de Holod e Lewis (2011, pp. 2801–2809) e reconhecendo que a maneira em que os depósitos são tratados influencia os resultados encontrados, o presente estudo optou por analisar a eficiência tanto do banco como intermediador financeiro (abordagem de intermediação) quanto como fornecer de serviços para seus clientes (abordagem de produção). Além disso, outra motivação para a utilização de ambas abordagens consiste na falta de estudos que utilizem mais de uma abordagem, conforme evidenciado no Capítulo 2 na lacuna G_6 . Por fim, ao adotar as duas abordagens, será possível verificar se o impacto das variáveis não discricionárias consideradas são os mesmos nas duas funções distintas dos bancos.

Assim sendo, no modelo de intermediação foram selecionados três *inputs*, a saber: ativo permanente, despesa de pessoal e depósitos totais e um *output*, os empréstimos totais. Essas variáveis permitem analisar o banco em seu papel de intermediador financeiro, uma vez que utilizando o capital físico, denotado pelo ativo permanente, humano, representado pela variável despesa de pessoal e o insumo de seu processo produtivo, os depósitos totais, o banco buscará gerar empréstimos. Essas variáveis são bem frequentes em estudos que seguiram a abordagem de intermediação como em George Assaf et al. (2011); Havrylchyk (2006); Zimková (2014) que utilizaram os mesmos *inputs* e Drake, Hall, e Simper (2009); S.-T. Liu (2010); Staub et al. (2010) que também adotaram empréstimos totais como *output*. Na Tab. 3.1 é apresentado um quadro resumo das variáveis escolhidas.

<i>Input/Output</i>	Variável	Componentes
<i>Input</i>	AP	Soma de todo ativo permanente do banco.
<i>Input</i>	DP	Valor total das despesas com pessoal.
<i>Input</i>	Dep	Soma de todas as modalidades de depósitos.
<i>Output</i>	Emp	Soma de todas as modalidades de empréstimo.

Tabela 3.1: Resumo dos *inputs* e *outputs* do modelo de intermediação.

Em relação ao modelo de produção, considerou-se estudos anteriores e a disponibilidade dos dados, em que foram selecionadas três *inputs*, a saber: despesa de pessoal, outras despesas operacionais, com exceção da despesa de pessoal e despesa de intermediação financeira e dois *outputs*: depósitos totais e empréstimos totais. Em suma, o modelo de produção está buscando apontar qual banco está sendo mais eficiente em gerar serviços para seus clientes a partir das despesas geradas por suas operações. Na Tab. 3.2 é apresentado um quadro resumo das variáveis escolhidas.

<i>Input/Output</i>	Variável	Componentes
<i>Input</i>	DP	Valor total das despesas com pessoal.
<i>Input</i>	DI	Valor total das despesas com intermediação financeira.
<i>Input</i>	OD	Soma de todas as despesas operacionais, com exceção da despesa com pessoal.
<i>Output</i>	Dep	Soma de todas as modalidades de depósitos.
<i>Output</i>	Emp	Soma de todas as modalidades de empréstimo.

Tabela 3.2: Resumo dos *inputs* e *outputs* do modelo de produção.

No que tange as variáveis não discricionárias incluídas no segundo estágio como possíveis explicações da eficiência, considerando estudos anteriores e a disponibilidade dos dados, cinco foram utilizadas, a saber: controle público ou privado, estrangeiro ou doméstico, risco de crédito, capitalização e a lucratividade. Na Tab. 3.3 é apresentado cada uma delas, bem como a forma de mensuração e o impacto esperado na eficiência:

Variável	Sigla	Forma de mensuração
z_1	PUB	<i>Dummy</i> , em que se o banco for público = 1, se for privado = 0.
z_2	EST	<i>Dummy</i> , em que estrangeiro = 1 e doméstico = 0.
z_3	RIS	Razão entre empréstimos não realizáveis e empréstimos totais.
z_4	CAP	Razão entre o capital próprio e o ativo total.
z_5	LUC	Retorno sobre o ativo, mensurado pela receita operacional dividido pelo ativo total.

Tabela 3.3: Resumo das variáveis explicativas da eficiência utilizadas no segundo estágio.

Primeiramente, atinente a z_1 e z_2 , essas variáveis foram mensuradas por meio de *dummies*, em que se o banco for público, ele recebe o valor de um, caso contrário, z_1 será igual a 0, como em Gulati e Kumar (2017, p. 10). O mesmo ocorre para z_2 , mas nesse caso o que é analisado é se o banco é estrangeiro ou doméstico. Se o banco for estrangeiro, $z_2 = 1$, caso contrário, $z_2 = 0$ (Sufian, 2015, p. 107).

A relação esperada de z_1 com a eficiência é negativa, ou seja, espera-se que os bancos públicos sejam menos eficientes do que os bancos privados, conforme verificaram Stewart et al. (2016, p. 97) em sua pesquisa com bancos vietnamitas, uma vez que os bancos públicos estão mais suscetíveis a problemas de agência (Staub et al., 2010, p. 207). No que tange a z_2 , espera-se que os bancos estrangeiros sejam mais eficientes do que os domésticos, conforme indicam Wanke e Barros (2014, p. 2340), por contarem com um forte aporte financeiro e de transferência de conhecimento da matriz. Sufian (2015, p. 114) confirmaram essa hipótese ao encontrar por meio da regressão *bootstrap* que os bancos estrangeiros eram mais eficientes do que os domésticos.

A variável z_3 se refere ao risco de crédito, sendo uma *proxy* para o risco da atividade bancária e é mensurada por meio da razão entre os empréstimos não realizáveis e os empréstimos totais. Essa variável é frequentemente associada com baixa eficiência ou perda na lucratividade, conforme indicam Fernandes et al. (2018); Shawtari et al. (2015), portanto espera-se que bancos que apresentem maior risco de crédito sejam menos eficientes.

A variável z_4 trata do nível de capitalização do banco, ou seja, o quanto do seu ativo total é financiado por capital próprio. Sabe-se que maiores níveis de endividamento estão associados com maiores custos de falência, portanto bancos mais bem capitalizados podem conseguir enfrentar mais confortavelmente situações adversas, com menor probabilidade de falir diante de uma crise (Sufian, 2015, p. 111). Essa menor probabilidade de falência influencia diretamente na credibilidade do banco junto aos clientes por saberem que seus depósitos estariam seguros. Com isso, espera-se que a capitalização influencie positivamente na eficiência do banco em seu papel ofertar serviços aos clientes e como intermediador financeiro.

A mesma relação é esperada em relação a lucratividade. É algo intuitivo dizer que os bancos mais lucrativos deveriam ser também os mais eficientes. Essa relação positiva foi encontrada por Shawtari et al. (2015, p. 1130) e Gulati e Kumar (2017, p. 10). A *proxy* comum nas pesquisas de eficiência bancária para a lucratividade consiste no Retorno sobre os ativos ou Retorno sobre o ativo (ROA) (Havrylchyk, 2006, p. 1990); (Shawtari et al., 2015, p. 1122), que indica a capacidade do banco gerar receita a partir de seus ativos. Optou-se pela receita operacional ao invés do lucro líquido pelo fato de muitos bancos da amostra apresentarem lucro líquido negativo, algo menos frequente na receita operacional.

É válido destacar uma possível endogeneidade em relação a lucratividade e eficiência. A hipótese proposta neste trabalho é de que a lucratividade impacta positivamente a eficiência, mas a relação inversa também pode ser verdadeira. Uma possível endogeneidade entre as variáveis exógenas e a eficiência consiste em um dos pontos fracos dos modelos DEA de dois estágios, conforme discutido em A despeito disso, a utilização da lucratividade para explicar a eficiência é algo recorrente e consolidado na literatura, portanto optou-se por manter essa variável no estudo.

No tocante a base de dados, as informações referentes as variáveis de *inputs*, *outputs* e as variáveis exógenas foram extraídos da base de dados intitulada de “IF. data”, atualizada trimestralmente pelo BACEN, contendo informações como ativo, passivo, despesas, receitas, entre outras, dos bancos do SFN. Por meio dessa base, o presente trabalho selecionou os bancos da categoria “b1”¹ que compreende os bancos comerciais, múltiplos com carteira comercial ou caixa econômica. Os dados analisados são referentes ao mês de junho de 2018.

Após a exclusão de bancos que não tinham todas as informações referentes as variáveis do modelo, a base final contou com 81 bancos. É importante notar que a DEA é uma técnica de eficiência relativa e sensível a presença de *outliers* (Resti, 1997), uma vez que a fronteira será construída a partir das melhores práticas identificadas na amostra, ou seja, caso haja *outliers*, sejam eles por conta de erro de digitação na base ou simplesmente algo extremamente atípico, a fronteira eficiente seria construída a partir de tal observação, sendo um *benchmark* irreal e impossível de ser atingido pelas demais DMUs.

Diante desse contexto, um dos procedimentos adotados para a verificação de *outliers* consiste nos modelos de super-eficiência, conforme discutido em Banker e Chang (2006); Bogtøft e Otto (2014). O intuito dos modelos DEA super-eficientes é que os escores das DMUs eficientes não se limitam a 1, podendo apresentar valores superiores. Com isso, caso uma DMU apresente valores muito superiores a 1, isso pode ser um indicativo que ela estaria se destoando das demais DMUs e seria um *outlier*.

Nesse sentido, Banker e Chang (2006) discutiram sobre faixas de corte para o modelo super eficiente, em que caso uma DMU apresente o índice de eficiência superior a esse valor, ela deveria ser cortada e uma nova base com as DMUs restantes deveria ser utilizada para a análise da eficiência. Como o presente trabalho considerou dois escopos de análise distintos do banco (Intermediação e produção) e analisou a eficiência tanto pela ET quanto EPT, caso um banco tivesse o índice de eficiência superior ao da faixa de corte em pelo menos uma dessas eficiências em algum modelo, o banco seria excluído, visando manter a mesma base nos escopos. Portanto, outras três novas bases foram geradas:

- Faixa de corte 2,0: A base ficou com 73 bancos;
- Faixa de corte 1,2: A base ficou com 66 bancos;
- Faixa de corte 1,0: A base ficou com 59 bancos.

Por fim, uma nova análise foi conduzida buscando ter uma base de dados mais homogênea, no que tange a atividade fim do banco. Para tal, considerou-se os critérios em Henriques, Sobreiro, Kimura, e Mariano (2018), em que:

- Os bancos devem gerenciar contas pessoais e, além disso, os serviços prestados aos clientes não devem ser restritos à administração de carteira de investimentos;

¹O BACEN classifica os bancos de acordo com seu tipo de atuação. Um banco pode pertencer a um macrosegmento, a saber: b1, b2, b3 e b4.

- Os bancos que operam em nichos muito específicos e clientes de financiamento único em determinados setores, como a aquisição de máquinas agrícolas, foram excluídos da análise.

Essa base gerada ficou com 47 bancos. Este estudo, portanto, contou com 5 bases para a análise dos resultados: a base completa, a base com a faixa de corte 2,0, a base com a faixa de corte 1,2, a base com a faixa de corte 1,0 e a base gerada a partir da atividade fim do banco. O pacote utilizado para a parte empírica deste trabalho foi o rDEA, no R.

3.3 MODELO DO SEGUNDO ESTÁGIO - *BOOTSTRAP TRUNCATED REGRESSION*

Antes de descrever o algoritmo de Simar e Wilson (2007), é importante entender o que representa o procedimento *bootstrap*. Desenvolvido por Efron (1979), o *bootstrap* corresponde a um método estatístico computacional com o objetivo de calcular a precisão de estimativas estatísticas. Para tal, essa técnica gera uma amostra aleatória com substituição a partir de uma base de dados, criando assim um novo conjunto de dados aleatórios com o mesmo tamanho do original. Utilizando essa nova base, é possível calcular as estatísticas necessárias, chamadas de repetições. Esse processo é repetido várias vezes até criar uma amostra das repetições. Com base nessa amostra, é possível tirar conclusões sobre a distribuição das estatísticas da amostra original (Bogetoft & Otto, 2014, p. 165). De forma resumida, George Assaf et al. (2011, p. 5783) acrescentam que o *bootstrap* baseia-se na ideia de criação de novas amostras geradas a partir dos dados originais com a finalidade de atribuir propriedades estatísticas ao aspecto em análise.

Bogetoft e Otto (2014, p. 171) afirmam que os procedimentos básicos de *bootstrap*, chamados de *naive bootstrap* são insatisfatórios para os modelos DEA. A primeira opção de aplicação do *naive bootstrap* é replicar os escores de eficiência das DMUs. Isso implicaria em que qualquer diferença na eficiência seria aleatória, já que ao utilizar o *bootstrap* é assumido que todos os índices de eficiência são independentes e distribuídos de forma idêntica com uma distribuição de probabilidade P_e . Com isso, desvios da eficiência serão aleatórios por conta de todas as observações virem da mesma distribuição P_e . Por essa razão, esse procedimento seria insatisfatório para os modelos DEA.

Seguindo Bogetoft e Otto (2014, pp. 171–172), a outra opção para o pesquisador é utilizar o *naive bootstrap* na amostra. Denotando as observações como $(x^1, y^1), \dots, (x^K, y^K)$ e a amostra X como $\{(x^1, y^1), \dots, (x^K, y^K)\}$, em que, para o conjunto de observações de *inputs* e *outputs* de K empresas, é possível estimar o conjunto tecnológico T , no qual $\hat{T} = \{(x, y) | x \geq \sum_{k=1}^K \lambda^k x^k, y \leq \sum_{k=1}^K \lambda^k y^k, \lambda^k \geq 0, \sum_{k=1}^K \lambda^k = 1\}$. O procedimento consiste em aplicar o *bootstrap* em X e, para cada amostra b criada na replicação, estima-se a tecnologia T_b e a eficiência E^{kb} para a empresa k . Realizando esse procedimento várias vezes, será possível descobrir a média e a variância da eficiência da empresa k . Entretanto, nas amostras aleatórias geradas, uma empresa k poderia não estar na amostra b e, com isso, não pertencer ao conjunto tecnológico gerado pela amostra *bootstrap*, $(x^k, y^k) \notin T^b$. Nesse caso, a premissa de que todas as empresas estariam

dentro do conjunto tecnológico seria rompida e, caso fosse calculado a eficiência dessa empresa, ela seria superior a um (Bogetoft & Otto, 2014, p. 172).

Existem diversas formas de superar esses problemas do *naive bootstrap* e encontrar estatísticas consistentes com a utilização dessa técnica. Simar e Wilson (1998, 2000, 2007) apresentam direcionamentos nesse sentido. O presente estudo irá discutir agora sobre o algoritmo desenvolvido no último artigo de Léopold Simar e Paul W. Wilson (Simar & Wilson, 2007).

A técnica proposta por Simar e Wilson (2007) consiste em uma regressão truncada no segundo estágio com duplo *bootstrap* que possibilita testar a significância das variáveis independentes com consistência, ao mesmo tempo que constrói intervalos de confiança para as estimativas de eficiência DEA (George Assaf et al., 2011, p. 5783). Quatro problemas são frequentemente apontados na literatura que indicam a necessidade da aplicação do BTR (Stewart et al., 2016, p. 100):

- O verdadeiro escore de eficiência não é observado diretamente, mas sim empiricamente estimado;
- O modelo DEA dois estágios depende de outras variáveis explicativas, que não são consideradas na estimativa de eficiência no primeiro estágio. Isso implica que o termo de erro deve estar correlacionado com as variáveis ambientais no segundo estágio;
- As estimativas da fronteira de eficiência são realizadas com base na amostra selecionada, excluindo assim algumas possibilidades de produção de eficiência não observadas na amostra;
- Os escores de eficiência são restritos ao intervalo de zero a um, o que deve ser levado em conta nas estimações do segundo estágio;
- Os escores de eficiência da DEA apresentam correlação serial, que surge pelo fato de que alterações nas observações situadas na fronteira estimada irá em muitos, e talvez em todos os casos, causar mudanças nas eficiências estimadas para as outras observações (Simar & Wilson, 2007). Isso viola premissas básicas dos modelos tradicionais de regressão no segundo estágio e, portanto, é necessário a utilização do BTR, que corrige tal problema (Barros & Assaf, 2009; Fernandes et al., 2018; Gulati & Kumar, 2017).

Seguindo Simar e Wilson (2007), a regressão truncada no segundo estágio pode ser escrita da segunda forma:

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_j &= \beta Z_j + \epsilon_j, \\ j &= 1, \dots, n\end{aligned}\tag{3.5}$$

Na Equação 3.5, $\hat{\theta}_j$ representa os escores de eficiência estimados no primeiro estágio, $Z_j = (1, z_{1j}, z_{2j}, \dots, z_{rj})$ corresponde ao vetor das variáveis explanatórias que se espera que

influencie os índices de eficiência por meio do vetor dos parâmetros $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_r)$ e, por fim, ϵ_j consiste no ruído estatístico.

Apesar de consistente, os índices de eficiência da DEA podem apresentar um viés (Jebali, Essid, & Khraief, 2017, p. 994). Para uma regressão truncada no segundo estágio com variáveis ambientais sem complicações estatísticas, o índice de eficiência $\hat{\theta}_j$ calculado pela DEA deve ser substituído pela estimativa corrigida de viés $\tilde{\theta}_j$ calculado pelo *bootstrap* de forma que a variável dependente seja $\tilde{\theta}_j$. Uma equação análoga a Equação 3.5 pode ser escrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}_j &\approx \beta Z_j + \epsilon_j, \\ j &= 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.6)$$

Em que $\tilde{\theta}_j = \hat{\theta}_j - \text{Bias}(\hat{\theta}_j)$. O termo $\text{Bias}(\hat{\theta}_j)$ representa o viés e pode ser estimado com o procedimento *bootstrap*. Mais precisamente, o Bias pode ser calculado no passo 3, consistindo na média das estimativas da eficiência da pseudo base gerada no passo 3(c) menos a eficiência estimada pelos modelos determinísticos da DEA (Passo 1). Essa pseudo eficiência é representada por $\hat{\theta}_j^*$ e estimada L_1 vezes, que representa o primeiro *loop* do algoritmo.

Nesse sentido, Simar e Wilson (2007) apresentaram dois Algoritmos para o procedimento *bootstrap* na DEA. Tendo em vista que esses autores recomendaram a utilização do Algoritmo 2 após a análise dos resultados das simulações de Monte Carlo com esses algoritmos (Simar & Wilson, 2007, p. 55), o presente trabalho optou pela utilização do Algoritmo 2, bem mais frequente na literatura, assim como em Balcombe, Fraser, Latruffe, Rahman, e Smith (2008, p. 1921). Esse Algoritmo é composto por dois *loops*, L_1 e L_2 , em que o primeiro representa o número de repetições *bootstrap* utilizadas para computar as estimativas corrigidas de viés $\tilde{\theta}_j$ e o segundo o número de repetições *bootstrap* utilizadas para construir estimativas de intervalos de confiança. O Algoritmo 2 é composto pelos seguintes passos:

1. Computar a eficiência dos bancos por meio do modelo DEA orientado a *inputs* utilizando a Equação 3.1 e 3.3;
2. Utilizar o método da máxima verossimilhança com o intuito de obter estimativas de $\hat{\beta}$ e $\hat{\sigma}_e$ dos parâmetros β e σ_e na regressão truncada da Equação 3.5;
3. Para cada banco $j = 1, \dots, n$, repetir os quatro passos seguintes L_1 vezes para produzir um conjunto de estimativas $B_j = \{\hat{\theta}_{jb}^*\}_{b=1}^{L_1}$:
 - (a) Extrair ϵ_j da distribuição $N(0, \hat{\sigma}_e^2)$;
 - (b) Computar $\theta_j^* = Z_j \hat{\beta} + \epsilon_j$;

- (c) Construir um pseudo *data set* (x_j^*, y_j^*) em que $x_j^* = \frac{\hat{\theta}_j}{\theta_j^*} x_j$ e $y_j^* = y_j$;
- (d) Computar a pseudo eficiência $\hat{\theta}_j^*$ com base na pseudo *data set* gerada no passo anterior, em que o vetor X de *input* e o vetor Y de *output* são substituídos por X^* e Y^* .
4. Para cada banco $j = 1, \dots, n$, computar a estimativa corrigida de viés $\tilde{\theta}_j$ definido na Equação 3.6 utilizando as estimativas do *bootstrap* obtidos no passo 3(d) e a estimativa original $\hat{\theta}_j$ da seguinte forma: $\tilde{\theta}_j = \hat{\theta}_j - \text{Bias}(\hat{\theta}_j)$, em que o termo do viés é estimado por $\widehat{\text{Bias}}(\hat{\theta}_j) = \overline{\hat{\theta}_{bj}^*} - \hat{\theta}_j$, em que $\overline{\hat{\theta}_{bj}^*} = \frac{1}{L_1} \sum_{b=1}^{L_1} \hat{\theta}_{bj}^*$;
5. Utilizar o método da máxima verossimilhança para estimar a regressão truncada de $\tilde{\theta}_j$ com z_j para gerar estimativas de $\hat{\beta}$ e $\hat{\sigma}_e$;
6. Repetir os próximos três passos (6.1 – 6.3) L_2 vezes produzindo um conjunto de estimativas de *bootstrap* $\Gamma = \{(\hat{\beta}^*, \hat{\sigma}_e^*)_{b=1}^{L_2}\}$;
- (a) Para cada banco $j = 1, \dots, n$, extrair ϵ_j da distribuição $N(0, \hat{\sigma}_e^2)$;
- (b) Para cada banco $j = 1, \dots, n$, computar $\theta_j^{**} = Z_j \hat{\beta} + \epsilon_j$;
- (c) Utilizar o método de máxima verossimilhança para estimar a regressão truncada de θ_j^{**} com z_j para gerar estimativas de $\hat{\beta}^*$ e $\hat{\sigma}_e^*$.
7. Utilizar as estimativas *bootstrap* Γ e as estimativas $\hat{\beta}$ e $\hat{\sigma}_e$ geradas no passo 5 para construir intervalos de confiança para cada elemento de β e σ_e . O intervalo de confiança $(1 - \alpha)$ por cento do elemento j_n do vetor β , em que α consiste em algum valor pequeno (por exemplo, $\alpha = 0,05$) e $0 < \alpha < 1$, é construído como a $\text{Prob}(-b_{\alpha/2}^* \leq \hat{\beta}_j^* - \hat{\beta}_j \leq -a_{\alpha/2}^*) \approx 1 - \alpha$ de modo que o intervalo de confiança estimado seja $[\hat{\beta}_j + a_{\alpha/2}^*, \hat{\beta}_j + b_{\alpha/2}^*]$. Esse método consiste no mesmo introduzido por Simar e Wilson (2000) para a construção de intervalos de confiança para os escores de eficiência.

É válido destacar que esse algoritmo pode ser utilizado tanto para o modelo orientado para *input* quanto para *output*, com a diferença na criação da pseudo base (Passo 3). Se for orientado para *input*, a razão entre a eficiência $\hat{\theta}_j$ calculada no passo 1 e a eficiência θ_j^* mensurada no passo 3(b) acompanhará o vetor X de *inputs* e, caso orientado para *output*, o ajuste será feito no vetor Y de *outputs*.

Em suma, esse procedimento gerará uma nova pseudo base, criada a partir da base de dados original, e mensurará a eficiência por meio do modelo DEA. Ao repetir esse processo L_2 vezes (passo 6), é possível obter uma distribuição empírica desses valores de *bootstrap* (Stewart

et al., 2016, p. 102). Além disso, esse procedimento possibilita descobrir o viés das estimativas originais de eficiência da DEA. Para tal, L_1 replicações são utilizadas para computar as estimativas corrigidas de viés $\tilde{\theta}_j$ (passo 3). Com o *bootstrap* DEA, o pesquisador poderá realizar inferências estatísticas e testar hipóteses.

Nesse sentido, Simar e Wilson (2007, p. 44) apontam que 100 repetições, referente ao *loop* L_1 , são suficientes para computar as estimativas corrigidas de viés $\tilde{\theta}_j$. Em relação a L_2 , apesar de Hall (1986) sugerirem que 1000 repetições seriam o suficiente, Simar e Wilson (2007, p. 44) recomendam 2000 repetições. Estimativas mais precisas podem ser obtidas com números maiores de repetições, entretanto o tempo de cálculo aumenta consideravelmente quanto maior for o número de repetições. Este estudo optou por seguir os valores indicados por Simar e Wilson (2007, p. 44) e adotados frequentemente na literatura, como em Chowdhury e Zelenyuk (2016, p. 117); Stewart et al. (2016, p. 102), em que $L_1 = 100$ repetições e $L_2 = 2000$ repetições.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÕES

“Tudo parece impossível, até que seja
feito”

—Nelson Mandela.

Neste capítulo serão apresentados os resultados deste trabalho considerando os modelos de intermediação e produção discutidos no Capítulo 4. O objetivo é mensurar tanto a ET quanto a EPT livre de viés, considerando as duas abordagens, nos bancos brasileiros no ano de 2018 e verificar o impacto de variáveis exógenas nesses índices de eficiência, testando as hipóteses discutidas ao longo do trabalho. Cabe ressaltar que buscou-se analisar o efeito de tais variáveis também na ES, mas por conta de uma limitação no software utilizado, que permite somente a ET e a EPT como variável dependente, isso não foi possível.

As estatísticas descritivas para as variáveis relatadas são apresentadas na Tab. 4.I. Por ser uma base contendo todos os bancos com informações disponíveis do SFN, há uma grande disparidade entre o nível dos *inputs* e *outputs* das DMUs. Para todas as variáveis analisadas no modelo, o desvio padrão foi bem superior a média. Entretanto, em um setor financeiro tão concentrado como o brasileiro, conforme apresentado na Tab. 2.9, com os 10 maiores bancos sendo detentores de aproximadamente 90% de todo o ativo, empréstimos e depósitos do sistema, essa disparidade era, de certa forma, esperada.

No que tange as variáveis selecionadas no modelo DEA, apesar da seleção de tais variáveis tanto do modelo de intermediação quanto no de produção estar baseada em uma literatura consolidada, buscou-se verificar a relação entre os *inputs* e *outputs*, tendo em vista que deve haver uma relação positiva entre essas variáveis. Conforme apontam Shyu e Chiang (2012, p. 11498), as variáveis de *inputs* e *outputs* na DEA devem crescer na mesma direção, ou seja, um aumento nos *inputs* devem levar a um aumento nos *outputs*.

Variável	Média	D.P	Máximo	Mínimo
Permanente	R\$ 3.284.651,54	R\$ 14.137.845,12	R\$ 89.859.597,00	R\$ 339,00
Desp. Pessoal	R\$ 622.128,10	R\$ 2.073.390,87	R\$ 10.395.685,00	R\$ 835,00
Depósitos	R\$ 28.702.289,10	R\$ 98.821.132,20	R\$ 511.516.391,00	R\$ 2.695,00
Emp. Totais	R\$ 32.813.734,60	R\$ 118.020.386,92	R\$ 685.546.005,00	R\$ 339,00
Outras desp	R\$ 1.530.999,59	R\$ 5.120.220,42	R\$ 30.389.447,00	R\$ 1.221,00
Desp. Int Fin	R\$ 3.353.879,06	R\$ 10.728.203,60	R\$ 58.707.550,00	R\$ 13,00
Público	0,1111	0,3162	1,0000	0,0000
Estrangeiro	0,3827	0,4891	1,0000	0,0000
Risco	5,404%	6,179%	40,938%	0,008%
Capitalização	17,207%	16,634%	91,834%	2,654%
ROA	0,790%	2,449%	12,288%	-8,232%

Tabela 4.1: Estatística descritiva das variáveis do modelo de intermediação e produção, além das variáveis exógenas.

Nota: Os valores monetários estão em R\$ mil.

	Permanente	Depósitos	Desp. Pessoal	Empréstimos
Permanente	1,0000	-	-	-
Depósitos	0,7710	1,0000	-	-
Desp. Pessoal	0,8060	0,9893	1,0000	-
Empréstimos	0,7136	0,9912	0,9858	1,0000

Tabela 4.2: Correlação de Pearson entre as variáveis do modelo de intermediação no ano de 2018.

	Outras Despesas	Desp. Pessoal	Desp. Int. Fin	Empréstimos	Depósitos
Outras Despesas	1,0000	-	-	-	-
Desp. Pessoal	0,9133	1,0000	-	-	-
Desp. Int. Fin	0,9398	0,9745	1,0000	-	-
Empréstimos	0,8730	0,9858	0,9520	1,0000	-
Depósitos	0,9190	0,9893	0,9721	0,9912	1,0000

Tabela 4.3: Correlação de Pearson entre as variáveis do modelo de produção no ano de 2018.

A Correlação de Pearson dos *inputs* e *outputs* do modelo de intermediação e de produção, evidenciadas nas Tab. 4.2 e Tab. 4.3 respectivamente, foram positivas e todas significantes, sendo portanto isotônicos, justificando assim a inclusão das variáveis no modelo (Tsolas & Charles, 2015; Wanke, Barros, & Emrouznejad, 2016; Wanke, Barros, Azad, & Constantino, 2016).

No que se refere a eficiência do setor bancário brasileiro, na Tab. 4.4 é apresentado o valor médio da eficiência dos 81 bancos do SFN no ano de 2018 considerando a abordagem de produção e a abordagem de intermediação, sendo que as variáveis de *inputs* e *outputs* dos modelos estão apresentadas na Tab. 3.2 e na Tab. 3.1, respectivamente.

A amostra é composta por todos os bancos da categoria “b1” que tinham as informações disponíveis para o ano 2018. Esses resultados foram calculados por meio do pacote rDEA, no R. É válido destacar que esse pacote calcula os índices de eficiência considerando a função distância de Shaphard. Bogetoft e Otto (2014, p. 176) destacam que para descobrir as estimativas da eficiência de Farrell basta dividir um pelos valores de eficiência de Shaphard, portanto $\hat{\theta}_{farrell} = \frac{1}{\hat{\theta}_{shaphard}}$.

A eficiência foi calculada tanto pelos modelos básicos determinísticos da DEA, o CCR e o BCC, quanto pela técnica de *bootstrap* de Simar e Wilson (2007), mensurando a eficiência corrigida de viés $\tilde{\theta}_j$ para os dois modelos, assim como os intervalos de confiança a 95%.

Modelo	Descrição	Determinístico		Bootstrap	
		$\hat{\theta}_{CCR}$	$\hat{\theta}_{BCC}$	$\tilde{\theta}_{CCR}$	$\tilde{\theta}_{BCC}$
Produção	Média	0,5109	0,6584	0,4243	0,5198
	Bias	-	-	0,0865	0,1386
	IC 95% Sup.	-	-	0,4915	0,6222
	IC 95% Inf.	-	-	0,3796	0,4473
	Mediana	0,4521	0,6353	0,3732	0,5346
	Máximo	1,0000	1,0000	0,9151	0,8568
	Mínimo	0,0299	0,0603	0,0223	0,0457
Intermediação	Média	0,1633	0,3505	0,1068	0,2188
	Bias	-	-	0,0565	0,1317
	IC 95% Sup.	-	-	0,1287	0,2580
	IC 95% Inf.	-	-	0,0891	0,1788
	Mediana	0,0994	0,2146	0,0730	0,1389
	Máximo	1,0000	1,0000	0,5822	0,6225
	Mínimo	0,0009	0,0062	0,0000	0,0037

Tabela 4.4: Base 1 - Completa contendo a eficiência média dos 81 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.

Considerando primeiramente os resultados do modelo de produção, que analisa os bancos em seu papel de ofertar serviços aos clientes, observa-se na Tab. 4.4 que a eficiência média do setor bancário, no ano de 2018, pelo modelo CCR $\hat{\theta}_{CCR}$ foi de 0,5109, com sete bancos eficientes (DMU₂₁, DMU₃₆, DMU₅₅, DMU₅₆, DMU₅₈, DMU₆₄ e DMU₆₉) que representam os seguintes bancos: John Deere, Bancoob, Banco Cargil, Banco Inbursa, Banco do Estado do Pará, Banco Woori Bank do Brasil e o Banco Guanabara. A mediana indica que 50% da amostra apresentou valores de eficiência de até 0,4521, valor próximo a média, enquanto que o valor

mínimo de eficiência foi de 0,0299.

No que tange a EPT, mensurada pelo modelo BCC $\hat{\theta}_{bcc}$, a eficiência média do setor foi de 0,6584, o que indica que para que os bancos se tornem eficientes eles deveriam reduzir seus *inputs* em 34,16%, mantendo seus *outputs* constantes. Vinte e três bancos foram eficientes, a saber: DMU₂, DMU₇, DMU₉, DMU₁₆, DMU₁₈, DMU₁₉, DMU₂₁, DMU₂₃, DMU₂₈, DMU₃₆, DMU₄₈, DMU₅₁, DMU₅₂, DMU₅₅, DMU₅₆, DMU₅₈, DMU₆₂, DMU₆₃, DMU₆₄, DMU₆₉, DMU₇₁, DMU₇₅ e DMU₇₈. Tais DMUs correspondem aos seguintes bancos, respectivamente: Itaú, Banrisul, Santander, BRB, ABC-Brasil, Banco do Brasil, John Deere, Pine, Votorantim, Bancoob, Caixa Econômica Federal, Banco Rabobank, Cooperativo Sicredi, Banco Cargill, Banco Inbursa, Banco do Estado do Pará, Banco do Estado de Sergipe, Banco Capital, Banco Woori Bank do Brasil, Banco Guanabara, Banco Cédula, Banco Fibra e Banco Sumitomo Mitsui Brasileiro. Assim como no modelo CCR, a mediana ficou bem próxima da média, em que 50% da amostra tiveram valores inferiores a 0,6353, enquanto que o valor mínimo foi de 0,0603.

Um dos problemas dos modelos determinísticos tradicionais da DEA é que, conforme argumentam Jebali et al. (2017), os índices de eficiência podem apresentar um viés e superestimar a eficiência. Em face disso, muitos pesquisadores utilizam o procedimento de *bootstrap* de Simar e Wilson (2007) visando corrigir tal viés. Nesse sentido, a eficiência média livre de viés $\tilde{\theta}_{CCR}$ do modelo CCR, calculada por meio do procedimento de *bootstrap* de Simar e Wilson (2007), foi de 0,4243, enquanto que para o modelo BCC $\tilde{\theta}_{bcc}$ ela foi de 0,5198. Assim sendo, os índices de eficiência calculados pelos modelos determinísticos da DEA continuam vieses e superestimaram a eficiência, sendo que para o modelo CCR o viés médio foi de 0,0865 e para o modelo BCC um viés superior, de 0,1386. Em outras palavras, tomando como exemplo a eficiência do modelo determinístico $\hat{\theta}_{CCR}$ médio, que foi de 0,5109, desse valor, 0,0865 é um valor oriundo de viés, corrigido no *bootstrap*. É válido destacar que após a correção do viés, nenhum banco foi considerado eficiente, assim como em Halkos e Tzeremes (2013); Maghyreh e Awartani (2012); George Assaf et al. (2011, p. 5784); Balcombe et al. (2008, p. 1923).

Além da correção do viés, um dos pontos fortes do *bootstrap* é possibilitar o cálculo de intervalo de confiança para a eficiência. Foi mensurado o intervalo de confiança a 90%, 95% e 99%, entretanto, como os valores ficaram muito próximos entre si, optou-se por apresentar somente a 95%. Assim sendo, caso fossem realizados 100 estimativas de $\tilde{\theta}_{CCR}$, em 95 vezes essa eficiência estaria entre 0,3796 a 0,4915. No caso de $\tilde{\theta}_{bcc}$, com 100 estimativas, a eficiência média do setor bancário brasileiro considerando a abordagem de produção estaria entre 0,4473 a 0,6222 em 95 vezes.

Analisando os bancos sob a perspectiva de intermediador financeiro, a eficiência média do setor bancário no ano de 2018 pelo modelo CCR $\hat{\theta}_{CCR}$ foi de 0,1633, indicando que os bancos, em média, necessitariam reduzir seus *inputs* em 83,667% mantendo seus *outputs* constantes para se tornarem eficientes. Já pelo modelo BCC, que mensura a eficiência puramente técnica, ou seja, com base somente nas capacidades administrativas dos bancos (Yilmaz & Güneş, 2015, p. 387), a eficiência média $\hat{\theta}_{bcc}$ foi de 35,05% o que, por sua vez, indica uma necessidade de redução em

64,95% nos *inputs* para que os bancos se tornem eficientes.

Quatro bancos foram eficientes no que se refere a ET: John Deere, Crefisa, Rabobank e Banco Cargil e nove bancos foram eficientes quando considerado somente as habilidades administrativas, a saber: DMU₉, DMU₂₁, DMU₂₈, DMU₄₆, DMU₄₈, DMU₅₁, DMU₅₅, DMU₆₃, DMU₇₁, que correspondem aos bancos Santander, John Deere, Votorantim, Crefisa, Caixa Econômica Federal, Rabobank, Banco Cargil, Banco Capital e Banco Cédula. respectivamente.

A eficiência média corrigida de viés para o modelo CCR $\tilde{\theta}_{CCR}$ foi de 0,1068. Isso indica que, em geral, para os bancos se tornarem eficientes, eles teriam que reduzir seus *inputs* em 89,32%, e não em 83,667%, mantendo seus *outputs* constantes. Essa diferença entre o valor da eficiência pelo modelo determinístico e o valor corrigido de viés é ainda superior ao considerar o modelo BCC. Se antes a eficiência média era de 35,05%, com a correção de viés ela foi de 21,88%, necessitando de uma diminuição de 78,12% nos níveis de *inputs*. O viés, calculado por $\tilde{\theta}_j = \hat{\theta}_j - Bias(\hat{\theta}_j)$, foi de 0,0565 e 0,1317 para os modelos CCR e BCC, respectivamente. Assim como para o modelo de produção, nenhum banco foi eficiente após a correção de viés. O valor médio da eficiência baixo pode ser explicado por conta da heterogeneidade da base de dados, em que foram excluídos somente bancos com informações faltantes.

Nesse sentido, sabe-se que diversos problemas podem surgir na DEA por conta da base de dados. Ao contrário da regressão, a DEA trata os *outliers* como um *benchmarking* para as demais DMUs, tendo em vista que tal *outlier* possuiria as melhores práticas dentre as DMUs da amostra. Isso constitui tanto um ponto forte como também um possível ponto fraco da técnica. Problemas na base de dados como erros de digitação podem surgir, em que a fronteira eficiente seria construída com base em DMUs que na verdade não seriam as mais eficientes. Em outro caso, a DMU super-eficiente pode até ter seus valores de *inputs* e *outputs* corretos, mas ela pode ser algo extremamente atípico, em que as demais DMUs não conseguiriam atingir (Bogetoft & Otto, 2014, p. 147). Os *benchmarks* apontados seriam então irrealis e impossíveis de serem atingidos pelas demais DMUs. Resti (1997) coloca que, pelo fato da DEA ser uma metodologia determinística, ela é muito sensível aos *outliers* e ruído na base. Esse problema também foi discutido em Casu e Molyneux (2003); Pasiouras (2008).

Existem diversas formas de trabalhar na base de forma a eliminar tal *outliers*. Por muitas vezes, critérios arbitrários são utilizados, sem o devido embasamento da literatura. Banker e Chang (2006); Bogetoft e Otto (2014) trazem um direcionamento a essa questão ao discutir sobre a utilização de modelos super-eficientes para identificar os *outliers*. A ideia dos modelos DEA super-eficientes é que os escores das DMUs eficientes não se limitam a 1, podendo apresentar valores superiores. Com isso, caso uma DMU apresente valores muito superiores a 1, isso pode ser um indicativo que ela estaria se destoando das demais DMUs e seria um *outlier*. Banker e Chang (2006, p. 1317) discutem sobre faixas de corte para as DMUs super-eficientes, sendo elas: 1, 1,2, 1,6 e 2, em que no primeiro caso qualquer DMU apontada como eficiente deve ser excluída, enquanto nas demais faixas de corte as DMUs necessitam apresentar um escore de eficiência igual ou superior aos respectivos valores de corte.

Reconhecendo a influência que os *outliers* podem ter nos resultados, no presente trabalho

os resultados foram estimados também considerando as mesmas faixas de corte discutidas em Banker e Chang (2006). Nesse sentido, em primeiro momento estimou-se a eficiência com a base completa, seguido do mesmo procedimento excluindo as DMUs em cada faixa de corte. Com tal procedimento, será possível comparar os resultados em cada uma dessas situações, dando uma maior consistência aos resultados.

Como nesta pesquisa trabalhou-se com dois modelos, mensurados por meio tanto do modelo CCR quanto do BCC, a DMU que apresentasse a eficiência superior a respectiva faixa de corte em questão em pelo menos um dos quatro resultados possíveis¹ foi excluída, para que o tamanho da base fosse a mesma em cada um dos modelos. Os resultados da Super-Eficiência para cada um dos modelos estão evidenciados na Tab. 4.5.

DMU	BCC Int	BCC Prod	CCR Int	CCR Prod
1	0,8001	0,6672	0,0910	0,3797
2	0,7679	0,9800	0,1104	0,4450
3	0,9360	0,6350	0,1227	0,3539
4	0,0097	0,5851	0,0093	0,2385
5	0,0861	0,5863	0,0680	0,5221
6	0,0600	0,8364	0,0467	0,4914
7	0,2949	1,2622	0,0656	0,8632
8	0,3942	0,5679	0,2075	0,4405
9	0,9731	1,2732	0,1431	0,4189
10	0,0526	0,3204	0,0369	0,2270
11	0,0460	0,2777	0,0406	0,1363
12	0,4126	0,6310	0,3221	0,6232
13	0,5913	0,8678	0,1950	0,4523
14	0,1389	0,0603	0,1237	0,0508
15	0,1936	0,9504	0,1552	0,7913
16	0,0895	1,1496	0,0535	0,9668
17	0,2893	0,5784	0,1832	0,3685
18	0,5157	1,0702	0,2323	0,4908
19	0,9062	0,9834	0,1242	0,4501
20	0,3626	0,5717	0,1253	0,2888
21	1,8749	3,9215	1,5807	2,9225
22	0,0623	0,7357	0,0082	0,6300
23	0,1594	1,0399	0,1266	0,5878
24	0,0466	0,3171	0,0356	0,3170
25	0,0332	0,2999	0,0194	0,2814
26	0,3107	0,4027	0,2554	0,3909
27	0,1135	0,7836	0,0997	0,5375
28	1,4954	1,0121	0,2091	0,3171
29	0,1850	0,4565	0,1322	0,3662
30	0,0062	0,6088	0,0053	0,5304
31	0,6978	0,4121	0,5517	0,4032
32	0,0222	0,2418	0,0068	0,2159

Continua na próxima página.

¹Os quatro resultados são: modelo de intermediação mensurado pelo CCR, modelo de intermediação mensurado pelo BCC, modelo de produção mensurado pelo CCR e modelo de produção mensurado pelo BCC.

DMU	BCC Int	BCC Prod	CCR Int	CCR Prod
33	0,0290	0,6110	0,0194	0,5493
34	0,2125	0,3573	0,1101	0,2577
35	0,0484	0,6801	0,0324	0,4529
36	0,1827	5,0752	0,1422	1,8084
37	0,0647	0,5312	0,0563	0,5011
38	0,1217	0,2233	0,0515	0,1780
39	0,0413	0,4010	0,0059	0,3454
40	0,1487	0,8518	0,1191	0,8469
41	0,1899	0,2481	0,0046	0,2248
42	0,1510	0,2869	0,1299	0,2774
43	0,0641	0,5408	0,0447	0,5194
44	0,3798	0,5707	0,1748	0,2923
45	0,2370	0,4496	0,1882	0,4324
46	1,4210	0,3961	1,3443	0,3393
47	0,0485	0,4349	0,0305	0,4176
48	Inf	Inf	0,1427	0,7790
49	0,4274	0,8991	0,2720	0,8970
50	0,3282	0,7080	0,1891	0,7075
51	16,2640	3,0542	1,3343	0,6316
52	0,7510	1,4621	0,3859	0,9840
53	0,7122	0,5823	0,0947	0,3644
54	0,2336	0,1468	0,1767	0,1040
55	3,8035	1,6729	2,9581	1,3592
56	0,4168	Inf	0,0009	Inf
57	0,0326	0,3357	0,0315	0,3164
58	0,0641	1,0510	0,0521	1,0062
59	0,0636	0,2762	0,0421	0,2425
60	0,1368	0,6580	0,0961	0,6573
61	0,0954	0,6110	0,0307	0,5530
62	0,0617	1,0899	0,0509	0,9666
63	4,2282	4,1719	0,0498	0,8947
64	0,2974	1,0976	0,0549	1,0847
65	0,0556	0,4522	0,0552	0,4521
66	0,3826	0,2554	0,0521	0,1812
67	0,7795	0,1897	0,3361	0,1880
68	0,2654	0,2742	0,1885	0,2569
69	0,2511	2,0957	0,2095	1,5285
70	0,9208	0,5878	0,0632	0,0299
71	1,8401	1,9683	0,0846	0,3072
72	0,3804	0,6794	0,3723	0,5885
73	0,2940	0,7535	0,0332	0,7375
74	0,5958	0,2999	0,3488	0,1260
75	0,1156	1,0444	0,0942	0,4728
76	0,1684	0,6978	0,1606	0,6978
77	0,0432	0,6980	0,0395	0,3534
78	0,0797	1,2456	0,0732	0,6416
79	0,1640	0,5481	0,0856	0,3475

Continua na próxima página.

DMU	BCC Int	BCC Prod	CCR Int	CCR Prod
80	0,2090	0,9724	0,1122	0,9701
81	0,1022	0,6841	0,0991	0,6840

Tabela 4.5: Super-Eficiência para os modelos CCR e BCC de intermediação e produção para o ano de 2018.

Os resultados apresentados na Tab. 4.5 indicam a presença de diversas DMUs super-eficientes na amostra. É válido ressaltar que caso o modelo considerado fosse o BCC ou CCR tradicional, os índices de eficiência estariam limitados em 1. Um ponto negativo da super-eficiência é que algumas DMUs podem apresentar soluções não viáveis, ou seja, a DMU estaria fora do conjunto de possibilidades de produção, dado a tecnologia existente. Isso ocorreu para as DMU₄₈ e DMU₅₆, apresentado o resultado de “Inf” na Tab. 4.5, sendo elas excluídas da análise.

Considerando as faixas de corte da eficiência discutido em Banker e Chang (2006) e o critério adotado neste trabalho de que se uma DMU apresentar o índice de eficiência superior a faixa de corte em pelo menos um modelo ela será excluída, as seguintes DMUs foram excluídas, além das DMU₄₈ e DMU₅₆:

- Faixa de corte 2: DMU₂₁; DMU₃₆; DMU₅₁; DMU₅₅; DMU₆₃; DMU₆₉;
- Faixa de corte 1,6: DMU₇₁, além das excluídas nas faixas anteriores;
- Faixa de corte 1,2: DMU₇; DMU₉; DMU₂₈; DMU₄₆; DMU₅₂; DMU₇₈, além das excluídas nas faixas anteriores;
- Faixa de corte 1: DMU₁₆; DMU₁₈; DMU₂₃; DMU₅₈; DMU₆₂; DMU₆₄; DMU₇₅, além das excluídas nas faixas anteriores.

Diante desse contexto, os resultados foram mensurados novamente, excluindo as respectivas DMUs para cada faixa de corte. Tendo em vista que somente uma DMU seria excluída na faixa de corte 1,6 em relação a faixa de corte 2, esse intervalo foi desconsiderado. Portanto, trabalhou-se com as faixas de corte de 2, 1,2 e 1, além dos resultados já discutidos da base completa.

Analisando os resultados da primeira faixa de corte, em que DMUs com valores de eficiência superior a 2 em qualquer um dos modelos analisados foram excluídas, a média da eficiência dos modelos determinísticos da DEA (CCR e BCC) do modelo de intermediação passou de 0,1633 e 0,3505 para 0,4139 e 0,5787, respectivamente. O número de bancos eficientes também se alterou significativamente, em que 7 bancos foram eficientes no modelo CCR e 20 foram eficientes no modelo BCC. A eficiência média livre de viés também aumentou, sendo de 0,3103 e 0,4003, respectivamente, acompanhada de um aumento no valor médio dos vieses para cada um das eficiências analisadas. Esses resultados estão evidenciados na Tab. 4.6.

A mesma situação foi verificada no modelo de produção, com os escores médios de eficiência de 0,6230 e 0,7561, sendo 13 e 25 bancos eficientes para o modelo CCR e BCC, res-

Modelo	Descrição	Determinístico		Bootstrap	
		$\hat{\theta}_{CCR}$	$\hat{\theta}_{bcc}$	$\tilde{\theta}_{CCR}$	$\tilde{\theta}_{bcc}$
Produção	Média	0,6230	0,7561	0,5265	0,6154
	Bias	-	-	0,0966	0,1407
	IC 95% Sup.	-	-	0,6076	0,7406
	IC 95% Inf.	-	-	0,4665	0,5306
	Mediana	0,6026	0,8249	0,4910	0,6859
	Máximo	1,0000	1,0000	0,8752	0,8693
	Mínimo	0,0705	0,1097	0,0568	0,0897
Intermediação	Média	0,4139	0,5787	0,3103	0,4003
	Bias	-	-	0,1036	0,1785
	IC 95% Sup.	-	-	0,3751	0,4780
	IC 95% Inf.	-	-	0,2646	0,3233
	Mediana	0,3381	0,5408	0,2528	0,4018
	Máximo	1,0000	1,0000	0,7930	0,7874
	Mínimo	0,0201	0,0372	0,0141	0,0257

Tabela 4.6: Base 2 - Faixa de corte 2,0: Eficiência média de 73 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.

pectivamente. Em comparação com os resultados da base completa, a eficiência média livre de vies também aumentou, acompanhada de um aumento no valor dos vieses.

É possível notar que após o corte de DMUs super-eficientes, a base ficou bem mais homogênea, tendo em vista que a eficiência média, seja ela calculada pelos modelos da DEA determinísticos ou a livre de vies, aumentou consideravelmente em todas as especificações consideradas. Além disso, o número de bancos eficientes também aumentou. Esses resultados indicam a necessidade do procedimento de filtrar a base de dados aqui realizado, tendo em vista o desempenho totalmente incomum de alguns bancos. Observando a Tab. 4.5, nota-se que Banco Rabobank Brasil, DMU₅₁, teve seu escore de eficiência de 16,2640 e 3,0542 para a EPT nos modelos de intermediação e produção, respectivamente, consistindo em um grande exemplo da importância de se excluir *outliers*, pois a performance desse banco representa algo inatingível para os demais bancos. Outros exemplos podem ser citados, como o Banco Cédula, com a EPT de 4,2282 e 4,1719, Banco Da China Brasil, dentre outros.

Considerando os resultados na segunda faixa de corte, em que bancos com índices de eficiência superiores a 1,2 em qualquer uma das especificações foram excluídos, a eficiência média em todas as situações analisadas aumentou, conforme pode ser observado na Tab. 4.7 em comparação com a Tab. 4.4, que evidenciou os resultados para a base completa e a Tab. 4.6, em que foram apresentados os resultados para a base de dados com a faixa de corte de 2,0. Comparando de forma proporcional, o número de bancos eficientes também aumentou. Nessa amostra com 66 bancos, 18 bancos foram eficientes em EPT e 7 em ET no modelo de intermediação e 23, um pouco mais de um terço da base, foram eficientes em EPT e 11 em ET para o modelo de produção.

A última faixa de corte a ser analisada, em que todos os bancos considerados eficientes na primeira estimativa foram excluídos, seguiu a tendência verificada nas outras faixas de corte,

Modelo	Descrição	Determinístico		Bootstrap	
		$\hat{\theta}_{CCR}$	$\hat{\theta}_{BCC}$	$\tilde{\theta}_{CCR}$	$\tilde{\theta}_{BCC}$
Produção	Média	0,6254	0,7672	0,5290	0,6223
	Bias	-	-	0,0964	0,1449
	IC 95% Sup.	-	-	0,6040	0,7411
	IC 95% Inf.	-	-	0,4709	0,5345
	Mediana	0,6237	0,8578	0,5161	0,7095
	Máximo	1,0000	1,0000	0,8742	0,8410
	Mínimo	0,0705	0,1138	0,0572	0,0926
Intermediação	Média	0,4375	0,6011	0,3317	0,4186
	Bias	-	-	0,1058	0,1825
	IC 95% Sup.	-	-	0,4039	0,5008
	IC 95% Inf.	-	-	0,2819	0,3396
	Mediana	0,3762	0,6393	0,3040	0,4511
	Máximo	1,0000	1,0000	0,8308	0,7584
	Mínimo	0,0241	0,0380	0,0180	0,0267

Tabela 4.7: Base 3 - Faixa de corte 1,2: Eficiência média de 66 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.

com um aumento na eficiência média em todas as especificações consideradas, apesar desse aumento ter sido bem menor do que nas situações anteriores. Esses resultados estão apresentados na Tab. 4.8. O número de bancos eficientes foi de 20 e 7 para o modelo de intermediação e 26 e 14 para o modelo de produção, em EPT e ET, respectivamente.

Modelo	Descrição	Determinístico		Bootstrap	
		$\hat{\theta}_{CCR}$	$\hat{\theta}_{BCC}$	$\tilde{\theta}_{CCR}$	$\tilde{\theta}_{BCC}$
Produção	Média	0,6741	0,7994	0,5746	0,6653
	Bias	-	-	0,0996	0,1340
	IC 95% Sup.	-	-	0,6638	0,7921
	IC 95% Inf.	-	-	0,5091	0,5811
	Mediana	0,6859	0,9170	0,5553	0,7340
	Máximo	1,0000	1,0000	1,0684	0,9156
	Mínimo	0,0723	0,1244	0,0583	0,1033
Intermediação	Média	0,4435	0,6213	0,3228	0,4234
	Bias	-	-	0,1206	0,1979
	IC 95% Sup.	-	-	0,3884	0,5088
	IC 95% Inf.	-	-	0,2704	0,3380
	Mediana	0,4150	0,6432	0,2575	0,4480
	Máximo	1,0000	1,0000	0,7788	0,7207
	Mínimo	0,0241	0,0380	0,0180	0,0260

Tabela 4.8: Base 4 - Faixa de corte 1,0: Eficiência média de 59 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.

Henriques, Sobreiro, Kimura, e Mariano (2018) analisaram 37 bancos brasileiros no período de 2012 a 2016, considerando a abordagem de intermediação, e verificaram que a eficiência média do setor foi de 51,4% para o modelo CCR e 69,8% para o modelo BCC. Esses valores ficaram próximos aos verificados neste trabalho no modelo de intermediação para a base na última

faixa de corte, que foi de 44,35% e 62,13%. Esses autores encontraram que os bancos mais vezes eficientes foram o Banco Ribeirão Preto, seguido do Cooperativo Sicredi, Alfa, Semear e Intermedium. Todos esses bancos também foram apontados como eficiente na intermediação financeira, quando considerando a EPT. Desses, o banco Alfa, banco Semear e banco Ribeirão Preto também foram eficientes em ET. É válido destacar que o Cooperativo Sicredi (DMU₅₂) foi apontado como um banco super-eficiente e excluído na faixa de corte 1,2.

Wanke e Barros (2014), com uma amostra dos 40 maiores bancos brasileiros e seguindo a abordagem de intermediação, identificaram somente um banco eficiente no primeiro estágio, chamado de eficiência de custo, a saber: Banco Clássico e nenhum banco eficiente no segundo estágio, chamado de eficiência produtiva. O banco Clássico não estava na base de dados do BACEN do ano de 2018.

Périco, Santana, e do Nascimento Rebelatto (2016) aplicaram o procedimento de *bootstrap* de Simar e Wilson (1998, 2000) visando corrigir o viés na estimação da eficiência dos 30 maiores bancos brasileiros, no período de 2010 a 2013, analisando os bancos sob o escopo da abordagem de intermediação. A eficiência média dos modelos determinísticos CCR e BCC foi de 61,97% e 75,72% com 5 e 13 bancos eficientes, respectivamente. Os bancos com os melhores desempenho foram: Caixa Econômica Federal, Banco do Brasil, Societe Generale, Votorantim, Santander e Itaú. A correção de viés foi realizada somente para o modelo BCC e acarretou em uma redução na eficiência média de 14,43%. O Banco do Brasil, por exemplo, teve seu desempenho corrigido de 99,8% para 57,31%. Esses resultados são semelhantes ao que foi verificado neste trabalho, em que o Banco do Brasil teve seu desempenho corrigido em aproximadamente 35% a 38% com a eliminação do viés nas diferentes amostras consideradas para o modelo de intermediação. No que tange ao viés médio, o valor encontrado neste trabalho foi um pouco superior, variando de aproximadamente 13% a 19%.

O número de pesquisas sobre a eficiência do setor bancário brasileiro por meio da DEA não é tão expressivo quanto em outros países como as economias maduras ocidentais e países asiáticos como Taiwan. Para o modelo de produção, por exemplo, até onde se sabe, não teve nenhum estudo anterior para que se pudesse comparar. Por conseguinte, o presente trabalho supre mais uma lacuna: o baixo número de pesquisas sobre eficiência bancária no Brasil.

Ao comparar os resultados aqui encontrados com artigos que tiveram outros setores bancários como foco, observa-se diversas semelhanças. Em nenhuma das amostras consideradas, algum banco foi indicado como eficiente após a correção de viés, assim como em Halkos e Tzeremes (2013); Maghyreh e Awartani (2012); George Assaf et al. (2011, p. 5784); Balcombe et al. (2008, p. 1923). O baixo valor da eficiência média para o modelo de intermediação para a estimação com a amostra completa é semelhante ao verificado por Mostafa (2009), que analisaram uma amostra de tamanho similar a deste trabalho, consistindo em 85 bancos árabes, e identificaram uma eficiência média de 31% e 43% para os modelos CCR e BCC, respectivamente.

Em relação ao procedimento adotado para a exclusão de *outliers*, percebe-se a medida que os bancos super-eficientes foram excluídos, as bases se tornaram mais homogêneas. Analisando as características dos bancos excluídos, não se percebe um padrão, pois bancos de diferen-

tes segmentos e tamanhos foram tidos como super-eficientes. Bancos que financiam segmentos específicos como o Rabobank, John Deere, Banco Cargill e Banco Guanabara foram excluídos na faixa de corte 2, assim como o Banco Capital, localizado na Bahia com foco em atender tanto pessoa física quanto pessoa jurídica na região. A mesma situação foi verificada nas demais faixa de corte, em que grandes bancos do SFN como o Santander, BRB, Cooperativo Sicredi foram excluídos.

Buscando criar uma base de dados mais homogênea em relação a atividade fim do banco, foi gerado uma nova base de dados considerando os critérios em Henriques, Sobreiro, Kimura, e Mariano (2018), em que:

- Os bancos devem gerenciar contas pessoais e, além disso, os serviços prestados aos clientes não devem ser restritos à administração de carteira de investimentos;
- Os bancos que operam em nichos muito específicos e clientes de financiamento único em determinados setores, como a aquisição de máquinas agrícolas, foram excluídos da análise.

Os resultados para essa nova base, evidenciados na Tab. 4.9, foram bem semelhantes ao que foi verificado na última faixa de corte. Pelo modelo de produção, a eficiência média foi de 0,69 e 0,7895 para a ET e EPT, respectivamente. Excluindo os vieses, a eficiência média passou a ser de 0,5716 e 0,6335. Treze bancos foram eficientes em ET e 20 em EPT. No que tange ao modelo de intermediação, a eficiência média foi de 0,4675 e 0,6204 pelos modelos determinísticos e 0,3649 e 0,4520 após a correção de viés, em ET e EPT, respectivamente. Assim como no caso do modelo de produção, os valores foram muito próximos ao verificado na Base 4.

Modelo	Descrição	Determinístico		Bootstrap	
		$\hat{\theta}_{CCR}$	$\hat{\theta}_{BCC}$	$\tilde{\theta}_{CCR}$	$\tilde{\theta}_{BCC}$
Produção	Média	0,6900	0,7895	0,5716	0,6335
	Bias	-	-	0,1184	0,1560
	IC 95% Sup.	-	-	0,6601	0,7436
	IC 95% Inf.	-	-	0,5019	0,5489
	Mediana	0,6533	0,9146	0,5581	0,6856
	Máximo	1,0000	1,0000	0,8622	0,8567
	Mínimo	0,0705	0,2820	0,0558	0,2055
Intermediação	Média	0,4675	0,6204	0,3649	0,4520
	Bias	-	-	0,1025	0,1684
	IC 95% Sup.	-	-	0,4330	0,5629
	IC 95% Inf.	-	-	0,3131	0,3679
	Mediana	0,4145	0,6314	0,3352	0,4855
	Máximo	1,0000	1,0000	0,8055	0,7674
	Mínimo	0,0641	0,0898	0,0495	0,0698

Tabela 4.9: Base 5 - Base gerada considerando Henriques, Sobreiro, Kimura, e Mariano (2018): Eficiência média de 47 bancos pelo modelo de produção e intermediação para o ano de 2018.

Uma das principais vantagens do BTR é possibilitar analisar o impacto de variáveis exógenas na eficiência de forma consistente, tendo em vista as discussões conduzidas em Simar e Wilson (2007), que indicam que técnicas tradicionais de regressão no segundo estágio não seriam tão apropriadas para estudar o efeito dessas variáveis. Além disso, a inclusão das variáveis exógenas torna os resultados mais completos e próximos da realidade, sendo isso um importante reconhecimento de que variáveis fora do controle da organização podem influenciar o desempenho da mesma (Fried et al., 2002, p. 158). Shyu e Chiang (2012, p. 11495) acrescentam que os bancos são distintos entre si e, muitas vezes, operam sob diferentes ambientes, então ignorar tais aspectos podem levar a estimações de eficiência enviesadas. Paradi et al. (2011, p. 100) concluem afirmando que os resultados que considerem a presença de variáveis fora do controle da organização são mais aceitáveis para os gestores.

Antes de analisar o impacto das variáveis não discricionárias na eficiência, buscou-se verificar a presença de multicolinearidade, que surge quando as variáveis explanatórias estão correlacionadas (Gujarati, 2004). Apesar de isso ser algo praticamente inevitável, o problema emerge quando essa relação entre variáveis for alta, o que geraria erros-padrão elevados ou até indeterminados, no caso de uma multicolinearidade perfeita. Assim como em Chowdhury e Zelenyuk (2016); Jebali et al. (2017), para testar a multicolinearidade, utilizou-se *Variance Inflation Factor (VIF)*, que mede o aumento na variância de um coeficiente de regressão estimado se os preditores estão correlacionados. Na Tab. 4.10 é apresentado o VIF para as variáveis do modelo. Como os valores dos VIFs foram bem pequenos, isso sugere que o modelo não sofre do problema de multicolinearidade.

Variável	VIF
Público	1,1235
Estrangeiro	1,2627
Risco	1,3118
Capitalização	1,1556
ROA	1,0600

Tabela 4.10: Fatores de inflação da variância.

Considerando agora o segundo estágio do modelo, em que é aplicado o BTR, a eficiência corrigida de viés $\tilde{\theta}_j$ é assumida como a variável dependente e as variáveis não discricionárias z_{ij} como as variáveis independentes, explicativas da eficiência. Nesse sentido, estimou-se o impacto das seguintes variáveis: uma variável *dummy* para o fato do banco ser público (PUB), em que se o banco for de domínio público será igual a 1 e o caso contrário, EST, que representa uma *dummy* para bancos estrangeiros (1 = estrangeiro e o caso contrário), RIS que consiste em uma *proxy* para risco de crédito dos bancos, CAP que indica o nível de capitalização dos bancos, ou seja, a proporção de capital próprio em relação a ativo total e ROA, que consiste em uma *proxy* para lucratividade. O impacto dessas variáveis foi analisado tanto na ET, quanto na EPT, considerando os modelos de intermediação e de produção.

Balcombe et al. (2008, p. 1923) afirmam que um sinal positivo nos coeficientes de regressão das variáveis explanatórias indica um efeito negativo na eficiência, enquanto um sinal negativo de $\hat{\beta}_j$ consiste na verdade em uma influência positiva na eficiência. Essa relação inversa é explicada pelo fato da eficiência calculada no BTR ser a distância de Shaphard, que apresenta uma relação inversa da eficiência de Farrell. O modelo para calcular a influência das variáveis pode ser escrito da seguinte forma:

$$\tilde{\theta}_j = \beta_0 + \beta_1 \text{PUB} + \beta_2 \text{EST} + \beta_3 \text{RIS} + \beta_4 \text{CAP} + \beta_5 \text{ROA} + \epsilon_j \quad (4.1)$$

Os resultados para a base de dados completa estão evidenciados na Tab. 4.11. Analisando o banco sob a ótica de ofertar serviços aos clientes, isto é, sob o escopo da abordagem da produção, o fato do banco ser público impactou positivamente a eficiência relacionada somente a questões administrativas e gerenciais. Por outro lado, bancos estrangeiro tendem a serem menos eficiente em EPT do que os domésticos. O risco impactou positivamente a EPT, enquanto que capitalização e lucratividade apresentaram impacto negativo. Entretanto, nenhuma dessas variáveis apresentaram significância estatística, então esses resultados não serão discutidos em profundidade. Os mesmos resultados foram verificadas para a ET, com a diferença que a variável público foi significativa a um nível de 1%.

Considerando o banco como intermediador financeiro, o efeito de algumas variáveis se alterou. Se antes risco e capitalização não tinham sido significantes, no modelo de intermediação essas variáveis impactaram positivamente a EPT, enquanto que o fato de ser estrangeiro teve uma influência negativa. O banco ser público e a lucratividade não apresentaram significância estatística. No que se refere a ET, todas as variáveis apresentaram significância estatística. Ser público e lucratividade influenciaram positivamente, ao passo que o risco, capitalização e o fato de ser estrangeiro tiveram uma influência negativa.

Na Tab. 4.12 é apresentado os resultados do BTR para a amostra em que os bancos com índices de eficiência superiores a 2 foram excluídos. Analisando primeiramente o modelo de produção, controle estatal e ser estrangeiro influenciaram negativamente, enquanto que a capitalização apresentou uma relação positiva na EPT. Todas essas variáveis foram significantes a um nível de 1%, ao passo que risco e lucratividade não apresentaram significância estatística. Quando a eficiência considerada é a ET, a lucratividade apresentou uma influência positiva, controle estrangeiro um efeito negativo e as demais variáveis não foram significantes.

No que tange ao modelo de intermediação, somente a variável “público” não foi significativa. Todas as demais apresentaram significância estatística a um nível de 1%, em que risco, capitalização e lucratividade influenciaram positivamente a EPT e ser estrangeiro negativamente. Para a ET, todas as variáveis foram significantes, com capitalização afetando negativamente e risco, lucratividade, estrangeiro e público positivamente.

Para a faixa de corte de 1,2 sob a perspectiva do objetivo principal do banco ser ofertar serviços aos clientes, controle estatal apresentou uma relação negativa com a EPT, ser estrangeiro teve um efeito negativo tanto na EPT quanto na ET e lucratividade influenciou positivamente a

Modelo	Variável	Eficiência					
		EPT			ET		
		Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%	Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
Produção	Intercepto	-111,9267***	-178,0042	-84,4970	-328,9914***	-445,0699	-265,7933
	Público	-18,4670*	-69,3566	9,0611	-111,9132***	-207,3204	-59,8507
	Estrangeiro	69,7037***	51,6607	115,6152	248,2531***	197,7814	351,4237
	Risco	-18,6100	-80,7366	42,5234	-36,9328	-122,5655	42,6286
	Capitalização	11,6008	-31,3313	39,3506	-23,2570	-112,3809	25,2957
ROA	2,4467	-53,9870	65,8375	-44,8775	-106,8572	27,7623	
Intermediação	Intercepto	-1078,8731***	-1277,2583	-938,8832	-2776,2910***	-3734,8209	-2393,6692
	Público	31,5216	-116,9115	160,6586	-702,6337***	-1009,3546	-546,0717
	Estrangeiro	512,0957***	429,6568	637,6033	1413,8174***	1174,5970	1949,6929
	Risco	-209,4249***	-305,7880	-103,7556	360,8057**	87,2703	688,0706
	Capitalização	-509,9750***	-667,0628	-390,9309	2026,5495**	1653,3411	2796,6303
ROA	-52,6545	-197,8916	101,2865	-4223,3541***	-5395,0891	-3105,8522	

Tabela 4.11: Base 1: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.

Nota: * significativo ao nível de 10%. ** significativo ao nível de 5%. *** significativo ao nível de 1%.

Modelo	Variável	Eficiência					
		EPT			ET		
		Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%	Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
Produção	Intercepto	-74,69141***	-115,5187	-58,8427	-99,9161***	-172,5040	-72,8053
	Público	31,10252***	17,1242	53,5979	9,8935	-32,5316	35,1829
	Estrangeiro	50,65196***	39,2195	79,4146	68,8712***	49,4627	119,6896
	Risco	12,57801	-42,8592	65,0432	20,0221	-44,3943	80,1527
	Capitalização	-27,26865**	-71,8791	-2,8484	13,8771	-38,2644	50,6002
	ROA	-13,4978	-60,8434	29,4165	-106,7878***	-161,9293	-58,1583
Intermediação	Intercepto	-490,2040***	-585,9416	-452,0320	-473,0848***	-617,7816	-415,6514
	Público	-31,9922	-116,5237	16,6136	-219,1143***	-364,8824	-153,9068
	Estrangeiro	159,1574***	133,5928	208,3072	-73,3793**	-147,2710	-22,8160
	Risco	-243,6440***	-310,5655	-178,8709	-267,9819***	-363,3449	-173,4879
	Capitalização	-561,8593***	-663,6703	-501,0106	96,0728*	-9,7956	186,1644
	ROA	-211,6424***	-272,6779	-151,7905	-361,5529***	-480,4503	-245,3567

Tabela 4.12: Base 2: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.

Nota: * significativo ao nível de 10%. ** significativo ao nível de 5%. *** significativo ao nível de 1%.

ET. As demais variáveis não apresentaram significância estatística.

Analisando sob o escopo da abordagem de intermediação, a lucratividade afetou positivamente tanto a ET quanto a EPT, capitalização teve uma relação positiva com EPT, ser estrangeiro influenciou negativamente a EPT, mas positivamente a ET e risco e ser público não apresentaram significância estatística na EPT, mas tiveram relação positiva significativa na ET.

No que tange a faixa de corte de 1,0, para o modelo de produção ser público e ser estrangeiro apresentaram relação negativa significativa tanto com ET quanto a EPT e a lucratividade influenciou positivamente a ET. As demais variáveis não apresentaram significância estatística. No que se refere ao modelo de intermediação, lucratividade teve efeito positivo na ET e EPT, ser estrangeiro influenciou negativamente a EPT e positivamente a ET, capitalização impactou positivamente a EPT e risco e ser público afetou positivamente ET. Nos casos das influências não mencionadas, as variáveis não apresentaram significância estatística. Tais resultados estão apresentados na Tab. 4.14.

Para a base gerada considerando as características do banco, com os resultados evidenciados em Tab. 4.15, no que se refere ao modelo de produção os resultados foram bem semelhantes ao verificado na Base 4. As únicas diferenças foram que a variável risco apresentou significância estatística a um nível de 1% em EPT e o controle estatal não foi significativo em ET. Para o modelo de intermediação, o controle estatal e ser estrangeiro passaram a apresentar impacto negativo em ET. As mesmas relações verificadas na Base 4 foram encontradas em EPT, com mudanças apenas no nível de significância, além da variável risco, que deixou de ser estatisticamente significativa. Isso indica que, apesar do procedimento de super eficiência considerar somente o escore das eficiências na exclusão das DMUs, o resultado final se aproximou muito do critério adotado considerando as características do banco.

Observando as Tab. 4.16 e Tab. 4.17 em que é apresentado um quadro resumo contendo os impactos das variáveis exógenas em cada um dos modelos, eficiências e as amostras consideradas, nota-se que a variável que apresentou a maior constância nos resultados foi a lucratividade, com impacto positivo na eficiência, seja ela EPT ou ET, nos modelos de produção e intermediação, em todas as estimações em que apresentou significância. Esse resultado confirma a hipótese de que bancos mais lucrativos tendem a serem mais eficientes, assim como foi verificado por Shawtari et al. (2015), em sua pesquisa com 16 bancos no Iêmen, seguindo a abordagem de intermediação. Fernandes et al. (2018) também encontrou o mesmo impacto na ET, mas é importante fazer uma ressalva de que esses autores seguiram a abordagem de lucratividade para selecionar as variáveis.

O controle estatal teve um impacto ambíguo na eficiência, dependendo do escopo em que o banco foi analisado. No que tange ao modelo de produção, apesar de na estimação com a base completa o impacto ter sido positivo, nas demais em que essa variável foi significativa esse impacto foi negativo. Esse resultado indica que a hipótese de que bancos públicos são menos eficientes do que privados, no que se refere a ofertar serviços aos seus clientes, pode ser confirmada. A intuição nesse resultado é bastante simples, tendo em vista que os bancos públicos são mais suscetíveis a problemas de agência. De estudos que seguiram a abordagem de produção

Modelo	Variável	Eficiência					
		EPT			ET		
		Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%	Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
Produção	Intercepto	-79,6823***	-120,2439	-64,2800	-83,2816***	-149,3163	-57,9896
	Público	36,9504**	23,4640	63,5819	18,2413	-23,0444	46,6270
	Estrangeiro	52,7098***	41,8269	81,0053	61,0088***	42,0778	111,4945
	Risco	33,0314	-18,2275	89,3173	0,2958	-71,1578	65,9819
	Capitalização	-19,1259	-63,6278	5,6596	0,6743	-57,5555	37,4654
	ROA	-17,9934	-69,8228	34,2293	-77,5174***	-135,3105	-23,2581
Intermediação	Intercepto	-223,6023***	-322,4495	-188,1586	-394,7294***	-531,5878	-340,6414
	Público	-6,9003	-72,5793	35,5287	-121,7587***	-251,4043	-57,3234
	Estrangeiro	75,0297***	53,8746	120,3731	-94,9765***	-184,8501	-52,0950
	Risco	-35,2088	-96,8787	36,6510	-147,3734**	-238,8351	-53,5929
	Capitalização	-96,1117***	-173,8864	-32,1204	21,5514	-95,2121	135,5148
	ROA	-66,0886*	-140,7211	6,4599	-216,9243***	-344,1107	-86,8790

Tabela 4.13: Base 3: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.

Nota: * significativo ao nível de 10%. ** significativo ao nível de 5%. *** significativo ao nível de 1%.

Modelo	Variável	Eficiência					
		EPT			ET		
		Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%	Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
Produção	Intercepto	-63,7052***	-108,0537	-49,0808	-88,4423***	-156,6934	-63,5163
	Público	32,5740**	11,4561	57,5820	41,4082***	3,7381	74,0816
	Estrangeiro	43,8547***	33,3954	75,6369	65,6768***	46,7210	117,2061
	Risco	20,0024	-35,5182	74,6565	-5,5825	-67,4379	55,6162
	Capitalização	-9,2932	-50,3687	13,4170	13,7625	-29,5799	46,1186
ROA	-12,9782	-60,2031	35,0472	-59,8521***	-113,8233	-10,2580	
Intermediação	Intercepto	-220,0277***	-340,0134	-182,5951	-394,7349***	-548,3273	-337,4883
	Público	-30,7815	-114,3524	17,6920	-99,1876**	-249,6906	-18,7893
	Estrangeiro	87,8965***	66,8013	153,6911	-87,9133***	-186,8197	-37,7803
	Risco	-29,7525	-97,5037	44,2195	-135,6040**	-234,3026	-20,3664
	Capitalização	-82,1603**	-175,2671	-12,3052	8,0257	-111,0584	113,8501
ROA	-66,4555*	-145,0009	10,3982	-240,9204***	-384,2214	-114,7090	

Tabela 4.14: Base 4: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.

Nota: * significativo ao nível de 10%. ** significativo ao nível de 5%. *** significativo ao nível de 1%.

Modelo	Variável	Eficiência					
		EPT			ET		
		Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%	Coefficientes	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
Produção	Intercepto	-4,3373***	-11,0673	-1,2931	-109,2231***	-168,4472	-88,2478
	Público	2,9285***	0,9283	6,5326	6,6009	-28,0502	27,6449
	Estrangeiro	3,5200***	1,4974	7,7346	74,9186***	58,9575	121,1934
	Risco	33,7475***	15,0508	62,2152	-2,5841	-57,0483	53,4246
	Capitalização	3,8033	-3,7379	9,7432	31,4170	-20,4428	69,4565
	ROA	-14,2191	-44,3898	11,7376	-61,2174**	-112,0313	-15,4602
Intermediação	Intercepto	-75,2647***	-150,7822	-55,5624	-59,2212***	-158,8370	-30,4181
	Público	13,3636	-11,3251	46,0266	26,1296**	2,5336	80,7333
	Estrangeiro	20,4972**	2,7407	55,0386	27,9580**	8,4721	80,7771
	Risco	20,1792	-35,5892	79,5955	-0,8864	-65,3283	63,3686
	Capitalização	-112,9746***	-184,1537	-76,7582	-9,7277	-80,1768	41,7865
	ROA	-64,7905**	-128,0814	-1,7704	-93,5392**	-169,2038	-26,4309

Tabela 4.15: Base 5: Coeficientes da regressão e o intervalo de confiança a 95% por eficiência e modelo.

Nota: * significativo ao nível de 10%. ** significativo ao nível de 5%. *** significativo ao nível de 1%.

Modelo de produção															
		Base 1			Base 2			Base 3			Base 4			Base 5	
Variáveis	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	
PUB	+	+++	---	Não sig.	---	Não sig.	--	Não sig.	--	---	---	---	---	Não sig.	
EST	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	
RIS	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	
CAP	Não sig.	Não sig.	++	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	Não sig.	
LUC	Não sig.	Não sig.	Não sig.	+++	Não sig.	Não sig.	+++	Não sig.	+++	Não sig.	+++	Não sig.	+++	Não sig.	

Tabela 4.16: Impacto e significância das variáveis exógenas na EPT e ET para o modelo de intermediação.

Notas: O número de sinais representa o nível de significância, em que um sinal = 10%, dois sinais = 5% e três sinais = 1%.

A base 1 consiste na base completa, a base 2 na base com a faixa de corte de 2,0. A base 3 na faixa de corte de 1,2. A base 4 para a faixa de corte de 1 e a base 5 foi gerada de acordo com Henriques, Sobreiro, Kimura, e Mariano (2018).

Modelo de Intermediação															
		Base 1			Base 2			Base 3			Base 4			Base 5	
Variáveis	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	EPT	ET	
PUB	Não Sig.	+++	Não Sig.	+++	Não Sig.	+++	Não Sig.	+++	Não Sig.	+++	Não Sig.	+++	Não sig.	--	
EST	---	---	---	++	---	++	---	++	---	++	---	++	---	--	
RIS	+++	--	+++	---	Não Sig.	++	Não Sig.	++	Não Sig.	++	Não Sig.	++	Não sig.	Não sig.	
CAP	+++	--	+++	-	+++	Não Sig.	+++	Não Sig.	++	Não Sig.	+++	Não Sig.	+++	Não sig.	
LUC	Não Sig.	+++	+++	+++	+	+++	+	+++	+	+++	+	+++	++	++	

Tabela 4.17: Impacto e significância das variáveis exógenas na EPT e ET para o modelo de intermediação.

Notas: O número de sinais representa o nível de significância, em que um sinal = 10%, dois sinais = 5% e três sinais = 1%.

A base 1 consiste na base completa, a base 2 na base com a faixa de corte de 2,0. A base 3 na faixa de corte de 1,2. A base 4 para a faixa de corte de 1 e a base 5 foi gerada de acordo com Henriques, Sobreiro, Kimura, e Mariano (2018).

e verificaram tal impacto, tem-se Wanke, Barros, e Emrouznejad (2016); Wanke, Barros, Azad, e Constantino (2016). Enquanto que os primeiros não encontraram significância estatística para essa variável, Wanke, Barros, Azad, e Constantino (2016) analisaram o impacto do controle estatal em uma eficiência virtual gerada por F&A e encontraram um impacto positivo.

Esse efeito na eficiência foi diferente quando se analisou sob o escopo do banco como intermediador financeiro. O fato do banco ser público exerceu, em sua maioria, um impacto positivo na ET. Apesar de contrariar a hipótese de pesquisa, tal resultado pode encontrar respaldo nas peculiaridades dos bancos estatais brasileiros como, por exemplo, ser detentor de um grande volume de recursos destinados ao pagamento de servidores públicos e, com isso, possuem uma vantagem em relação aos privados, conforme discutido em Staub et al. (2010). Nas duas pesquisas com bancos brasileiros, Staub et al. (2010); Wanke e Barros (2014), seguindo a abordagem de intermediação, também identificaram uma vantagem na eficiência por ser estatal. Evidências internacionais também respaldam esses resultados como em Nguyen et al. (2016).

No que tange a variável “controle estrangeiro”, o efeito foi, em sua grande maioria, negativo na eficiência. As exceções foram para as estimações com a base 2, base 3 e base 4 no modelo de intermediação, especificamente para a ET. Essa predominância de impacto negativo indica a rejeição da hipótese de que bancos estrangeiros seriam mais eficientes do que domésticos por contarem com transferência de conhecimento e aporte financeiro da matriz (Wanke & Barros, 2014, p. 2340).

Uma possível explicação para tal resultado é discutido em Staub et al. (2010, p. 207), em que bancos domésticos seriam mais eficientes do que estrangeiros por conta de deseconomias em operar ou monitorar filiais a distância, como é o caso dos bancos estrangeiros. Além disso, bancos domésticos podem contar com ambientes regulatórios mais favoráveis. Z. Chen et al. (2018), em seu estudo com 127 bancos chineses no período de 2008 a 2011 sob o escopo da abordagem de produção, verificaram que os bancos domésticos tem uma maior propensão a serem mais eficientes do que estrangeiros.² Thoraneenitiyan e Avkiran (2009) também encontraram resultados similares ao investigar fatores que levariam a melhores resultados em F&A com 110 bancos asiáticos de cinco países distintos, em que F&A envolvendo bancos domésticos geraram bancos mais eficientes.³

A despeito disso, percebe-se que não há uma unanimidade na literatura se bancos estrangeiros seriam mais ou menos eficientes do que domésticos. Considerando o banco em seu papel de intermediador financeiro, Staub et al. (2010); Sufian (2015) verificaram que os bancos estrangeiros eficientes foram do que os domésticos. Assim como no caso destes estudos, as exceções identificadas nesse trabalho quando estrangeiro impactou positivamente na eficiência foram no modelo de intermediação. Isso sugere que ser estrangeiro pode auxiliar o banco, principalmente, a aprimorar a escala de suas operações como intermediador, tendo em vista que o efeito positivo dessa variável foi na ET, ou seja, na eficiência global, apesar de em EPT ter sido negativa.

²Z. Chen et al. (2018) não analisaram o impacto das variáveis exógenas na eficiência em si, mas na probabilidade do banco ser eficiente, considerando as variáveis exógenas.

³Thoraneenitiyan e Avkiran (2009) não utilizaram as abordagens mais tradicionais para selecionar as variáveis. Os autores chamaram a abordagem utilizada de “*asset and equity*”.

A próxima variável a ser analisada é o risco de crédito, que consiste em uma *proxy* para o risco da atividade bancária e é uma variável de grande preocupação para os bancos, tendo em vista que maiores níveis de risco de crédito são frequentemente associados com baixa eficiência ou perda na lucratividade (Fernandes et al., 2018; Shawtari et al., 2015). Para o modelo de produção, essa variável apresentou impactos positivos para ET e negativos para EPT, mas apresentou significância estatística somente na base 5 em EPT.

Para o modelo de intermediação, os resultados indicam um efeito negativo em ET para as bases 1 e 2, e positivo para as bases 3 e 4, enquanto que para a base 5 não houve significância. Em EPT, o efeito foi positivo em todas as estimações em que houve significância estatística. A predominância do efeito positivo na eficiência, apesar de contrariar a hipótese proposta nesse trabalho, pode encontrar respaldo em J. Huang et al. (2014). Esses autores propuseram uma hipótese chamada de “*risk taking hypothesis*”, em que uma maior eficiência bancária pode ser resultados de administradores se expondo a maiores riscos.

Resultados similares foram encontrados por Rayeni e Saljooghi (2016), que analisaram o efeito do risco na eficiência em 14 agências do Saderat Bank, no Irã, e encontraram que o risco fez com que o banco busque um aprimoramento de suas operações, fazendo com que sua eficiência aumente. É válido ressaltar que não ficou claro no artigo qual foi o tipo de eficiência analisado nem sob qual escopo o banco foi analisado.

A última variável exógena a ser discutida é a capitalização, em que é esperado que bancos mais capitalizados sejam mais eficientes por conseguirem enfrentar mais confortavelmente situações adversas e terem menores custos de falência. Os resultados evidenciados na Tab. 4.16 mostram que, para grande parte das estimações do modelo de produção, essa variável não foi significativa, com um efeito significativo apenas para a base 2 em EPT. No que se refere ao modelo de intermediação, o efeito predominante foi positivo, conforme pode ser observado na Tab. 4.17. Tais resultados confirmam a hipótese de pesquisa e também foram encontrados nos estudos de Fernandes et al. (2018); Sufian (2015), sugerindo que bancos menos endividados tendem a serem mais eficientes.

Os resultados aqui apresentados confirmam a importância de se considerar as especificações adotadas pelo pesquisador no modelo DEA ao comparar os resultados com a literatura, tendo em vista que diversas variáveis exógenas tiveram sua influência na eficiência alterada quando o escopo considerado foi diferente. Além disso, a influência também se alterou quando era a ET ou EPT a variável dependente em questão. Tomando como exemplo o controle estatal, a relação com a eficiência foi predominantemente negativa para o modelo de produção e, em sua maioria, positiva para o modelo de intermediação.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES

“Se você pode sonhar, você pode fazer.”

—Walt Disney.

O presente trabalho teve por objetivo mensurar a ET e EPT de bancos brasileiros no ano de 2018, por meio da DEA e do BTR, estimando a eficiência livre de viés e o impacto do controle estatal, do fato do banco ser estrangeiro, risco de crédito, capitalização e lucratividade nesses índices de eficiência. Considerou-se o banco tanto no escopo de intermediador financeiro quanto em ofertar serviços aos clientes, visando verificar se o efeito das variáveis não discricionárias se alterava de acordo com o escopo considerado.

A base de dados utilizada é disponibilizada pelo BACEN e contou com 81 bancos. Entretanto, tendo em vista que a DEA consiste em uma técnica de eficiência relativa, ela é sensível a presença de *outliers* na amostra. Considerando tal aspecto, adotou-se o procedimento de super-eficiência para a exclusão de possíveis *outliers* segundo faixas de eficiência pré-determinadas, em que se a DMU tivesse seu índice de eficiência superior a essa faixa, ela seria excluída e uma nova base seria gerada com as DMUs remanescentes. Além disso, uma outra análise foi conduzida considerando as características das operações dos bancos, com o intuito de se trabalhar com uma base homogênea.

A eficiência média do setor bancário brasileiro foi superior no modelo de produção do que de intermediação, indicando que, no geral, os bancos estão exercendo mais eficientemente seu papel de ofertar serviços aos clientes a partir de suas despesas do que na função de intermediador financeiro. A medida que DMUs super-eficientes eram excluídas em cada faixa de corte, a eficiência média do setor foi aumentando para os dois modelos, assim como o número de bancos eficientes, sugerindo que o procedimento adotado conseguiu tornar a base de dados mais homogênea. Em todas as estimações houve viés nas eficiências mensuradas pelos modelos

determinísticos da DEA, em que esses índices estavam superestimados. De todas as bases consideradas, o maior valor de eficiência média no modelo de intermediação foi 62,13% na EPT e 46,75% na ET, enquanto que o valor médio da eficiência livre de viés foi de 45,20% e 36,49%, respectivamente. Para o modelo de produção, a eficiência média foi de 79,94% em EPT e 67,41% em ET, ao passo que após a correção de viés essa eficiência foi de 66,53% e 57,46%, respectivamente.

Cinco hipóteses foram propostas considerando apontamentos e resultados anteriores da literatura, em que as relações esperadas eram de que o controle estrangeiro, capitalização e lucratividade tenham impactos positivos na eficiência tanto do modelo de produção quanto de intermediação e, por outro lado, controle estatal e risco de crédito exerçam uma influência negativa na eficiência desses modelos. As hipóteses em relação a lucratividade e a capitalização foram confirmadas, enquanto que para a variável controle estatal o impacto se alterou de acordo com o escopo considerado, confirmando a hipótese no que tange ao modelo de produção e rejeitando para o modelo de intermediação. O controle estrangeiro apresentou relação negativa com a eficiência, indicando a rejeição da hipótese, e a variável risco de crédito não foi significativa no modelo de produção e teve, em sua maioria, relação positiva com a eficiência no modelo de intermediação, sugerindo também a rejeição da hipótese proposta.

Considerando as relações identificadas neste trabalho das variáveis não discricionárias com a eficiência, algumas medidas poderiam ser adotadas por órgãos reguladores visando aumentar a eficiência do setor bancário brasileiro. Uma delas consiste no BACEN exigir dos bancos brasileiros uma maior capitalização. Nesse sentido, muito se discute sobre o Índice de Basileia, definido no Basileia I, em 1988, que define um percentual mínimo de capital próprio dos bancos. O valor de referência para esse índice é de 8%, sendo que no caso brasileiro o valor definido é levemente superior, de 11%. Uma medida que pode aumentar a eficiência dos bancos brasileiros, portanto, é de exigir um valor mínimo superior a 11%.

Como o risco de crédito teve relação positiva com a eficiência do modelo de intermediação, políticas poderiam ser elaboradas de forma a evitar que bancos busquem se expor a maiores riscos visando aumentar sua eficiência. Em um setor da economia como o setor bancário, a credibilidade é algo essencial para o funcionamento desse sistema, então caso diversos bancos comecem a se expor a maiores riscos, a chance de algum desses falirem e gerar um efeito contágio em todo sistema aumenta consideravelmente. Uma medida, portanto, de inibir esse comportamento nos bancos poderia diminuir a eficiência a curto prazo, mas evitar situações adversas futuras.

No que se refere aos resultados verificados para o controle estrangeiro, medidas distintas poderiam ser adotadas. Com o intuito de tornar bancos estrangeiros mais competitivos, órgãos reguladores poderiam agir de forma a fornecer incentivos a esses bancos, gerando um ambiente mais favorável. Apesar de ser uma medida de longo prazo, é de se esperar com essa ação que novos bancos estrangeiros busquem se instalar no Brasil, enquanto que os bancos estrangeiros já presentes aumentem sua eficiência. Isso poderia impulsionar a concorrência e uma maior internacionalização do sistema financeiro nacional. Por outro lado, se o intuito for aumentar a

eficiência do setor financeiro a curto prazo, poderia-se estimular F&A de bancos domésticos com estrangeiros, visando reduzir a participação dos últimos no SFN. Isso aumentaria a eficiência a curto prazo do setor bancário, uma vez que os bancos domésticos foram os mais eficientes.

Políticas voltadas para aumentar a lucratividade dos bancos impulsionariam a eficiência do setor, tanto no modelo de produção quanto no de intermediação, entretanto, grandes bancos brasileiros têm apresentado resultados financeiros muito positivos e, por conseguinte, dificilmente ações públicas nesse sentido seriam aprovadas. Os administradores dos próprios bancos poderiam buscar uma redução em suas despesas, aprimorando suas operações e, com isso, gerariam mais lucros o que, por sua vez, aumentaria a eficiência.

O controle estatal apresentou resultados distintos para cada um dos modelos considerados e, por isso, qualquer ação a ser adotada para aumentar a eficiência do setor bancário torna-se difícil. Todavia, o impacto ambíguo dessa variável evidencia a importância de se analisar a abordagem adotada pelo pesquisador para a seleção das variáveis na comparação dos resultados na literatura, uma vez o efeito de ser público na eficiência se alterou de acordo com o escopo analisado.

5.1 CONTRIBUIÇÕES

Este trabalho supre uma carência de estudos que apliquem o BTR no setor bancário brasileiro, tendo em vista o baixo número de pesquisas nesse tema. Ademais, considerando os resultados da revisão sistemática conduzida no Capítulo 2, ao utilizar mais de uma abordagem, uma lacuna referente a literatura de modelos DEA dois estágios foi explorada. Outro ponto suprido é a escassez de pesquisas que tenham utilizado a abordagem de produção no Brasil. Por fim, os resultados encontrados no que tange ao impacto das variáveis não discricionárias na eficiência, segregados por eficiência e abordagem, além dos achados da literatura nesse tópico, evidenciado no Capítulo 2, podem servir como embasamento para estudos futuros.

5.2 LIMITAÇÕES E RECOMENDAÇÕES FUTURAS

Como neste trabalho só foi considerado o ano de 2018, estudos futuros poderiam ampliar o período analisado. Além disso, este estudo verificou a influência de cinco variáveis não discricionárias relacionadas aos bancos na eficiência. Pesquisas futuras poderiam não só utilizar mais variáveis referentes aos bancos, mas também variáveis macroeconômicas como o Produto Interno Bruto, inflação, dentre outras.

Estudos futuros poderiam segregar os bancos segundo seu tipo, tendo em vista que o segmento “bI” do BACEN inclui bancos de diferentes finalidades. Ademais, os bancos poderiam ser estudados em outros escopos, como o de lucratividade, dentre outras possibilidades.

Outra limitação deste estudo consiste em não ter verificado o impacto das variáveis não

discricionárias na eficiência de escala, tendo em vista que o pacote rDEA, utilizado no RStudio, só permite a EPT e a ET como variável dependente. Trabalhos futuros poderiam superar essa limitação e verificar como a eficiência de escala dos bancos é afetada por variáveis ambientais.

APÊNDICE A

TABELAS DE EFICIÊNCIA

“O pinheiro mais alto é aquele que o
vento agita mais vezes”
—Horácio.

Tabelas de eficiência de ET e EPT para os modelos de intermediação e de produção, considerando as cinco amostras, para cada DMU individualmente.

Banco	DMU	Eff	Viés	Eff corrigida	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
Bradesco	1	0,8001	0,2698	0,5303	0,4143	0,6963
Itaú	2	0,7690	0,2856	0,4835	0,3698	0,5960
Safra	3	0,9360	0,3381	0,5979	0,4758	0,7312
JP Morgan	4	0,0097	0,0039	0,0059	0,0045	0,0065
Mercantil do Brasil	5	0,0861	0,0316	0,0546	0,0415	0,0652
Banestes	6	0,0647	0,0196	0,0451	0,0363	0,0563
Banrisul	7	0,3076	0,1117	0,1959	0,1560	0,2431
BMG	8	0,4216	0,1410	0,2806	0,2237	0,3391
Santander	9	1,0000	0,3775	0,6225	0,4718	0,7713
Citibank	10	0,0526	0,0216	0,0309	0,0250	0,0347
Credit Suisse	11	0,0468	0,0166	0,0302	0,0245	0,0352
Paraná Banco	12	0,4639	0,1192	0,3448	0,2755	0,4411
PAN	13	0,7274	0,2533	0,4742	0,3843	0,5813
Societe Generale	14	0,1389	0,0527	0,0861	0,0687	0,0996
Sofisa	15	0,2170	0,0522	0,1648	0,1336	0,2074
BRB	16	0,0908	0,0352	0,0557	0,0430	0,0646
CCB	17	0,2970	0,1153	0,1817	0,1437	0,2104
ABC-Brasil	18	0,5343	0,2097	0,3246	0,2631	0,3730
Banco do Brasil	19	0,9062	0,3643	0,5419	0,4074	0,6429
BTG Pactual	20	0,4472	0,1491	0,2982	0,2334	0,3656

Continua na próxima página.

Banco	DMU	Eff	Viés	Eff corrigida	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
John Deere	21	1,0000	0,4477	0,5523	0,4660	0,5923
Fator	22	0,0623	0,0213	0,0410	0,0328	0,0485
Pine	23	0,1798	0,0409	0,1389	0,1135	0,1762
Socopa	24	0,0466	0,0175	0,0292	0,0228	0,0335
Indusval	25	0,0332	0,0108	0,0224	0,0188	0,0262
Omni	26	0,3265	0,0876	0,2389	0,1965	0,2913
Industrial do Brasil	27	0,1186	0,0350	0,0835	0,0695	0,0991
Votorantim	28	1,0000	0,3977	0,6023	0,4487	0,7035
Ing	29	0,1852	0,0707	0,1145	0,0940	0,1330
Bofa Merrill Lynch	30	0,0062	0,0025	0,0037	0,0029	0,0041
Alfa	31	0,6978	0,2967	0,4011	0,3179	0,4460
Morgan Stanley	32	0,0222	0,0080	0,0142	0,0121	0,0166
Rendimento	33	0,0290	0,0102	0,0188	0,0160	0,0216
BNP Paribas	34	0,2146	0,0886	0,1260	0,0986	0,1405
Mizuho	35	0,0484	0,0186	0,0299	0,0258	0,0337
Bancoob	36	0,1827	0,0527	0,1300	0,1056	0,1662
Original	37	0,0661	0,0203	0,0458	0,0371	0,0566
Caixa Geral	38	0,1218	0,0458	0,0760	0,0617	0,0872
Brasil Plural	39	0,0413	0,0155	0,0259	0,0196	0,0303
Intermedium	40	0,1487	0,0596	0,0891	0,0733	0,0993
Ourinvest	41	0,1899	0,0623	0,1276	0,0999	0,1623
Agiplan	42	0,1568	0,0426	0,1142	0,0977	0,1379
Modal	43	0,0641	0,0203	0,0438	0,0357	0,0516
Daycoval	44	0,3872	0,1449	0,2423	0,1879	0,2798
Bocom	45	0,2456	0,0682	0,1773	0,1465	0,2241
Crefisa	46	1,0000	0,4048	0,5952	0,4702	0,6837
Bonsucesso	47	0,0485	0,0159	0,0326	0,0272	0,0379
CEF	48	1,0000	0,4374	0,5626	0,4178	0,6320
Ribeirão Preto	49	0,4274	0,1455	0,2819	0,2250	0,3306
Semear	50	0,3286	0,1200	0,2086	0,1698	0,2465
Rabobank Brasil	51	1,0000	0,4761	0,5239	0,4577	0,5438
Cooperativo Sicredi	52	0,7510	0,2646	0,4864	0,3918	0,5900
Keb Hana do Brasil	53	0,7122	0,2338	0,4784	0,3820	0,5909
ABN AMRO	54	0,2336	0,0869	0,1467	0,1152	0,1673
Cargill	55	1,0000	0,4289	0,5711	0,4760	0,6228
Inbursa	56	0,4168	0,1602	0,2567	0,1902	0,3170
Banco da Amazonia	57	0,0327	0,0122	0,0206	0,0160	0,0237
Banco do Estado do Pará	58	0,0661	0,0242	0,0419	0,0341	0,0488
Banco do Nordeste	59	0,0636	0,0282	0,0354	0,0277	0,0387
Topazio	60	0,1368	0,0494	0,0874	0,0721	0,0997
Banco da China Brasil	61	0,0954	0,0361	0,0593	0,0512	0,0681
Banco do Sergipe	62	0,0617	0,0206	0,0412	0,0333	0,0485
Capital	63	1,0000	0,4066	0,5934	0,4323	0,6992
Woori Bank do Brasil	64	0,2974	0,1121	0,1853	0,1606	0,2136
Triangulo	65	0,0556	0,0185	0,0372	0,0299	0,0445
ICBC do Brasil	66	0,3836	0,1228	0,2609	0,2150	0,3232
Commerzbank Brasil	67	0,7795	0,3094	0,4701	0,3919	0,5264

Continua na próxima página.

Banco	DMU	Eff	Viés	Eff corrigida	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
Scotiabank Brasil	68	0,2654	0,1055	0,1599	0,1262	0,1805
Guanabara	69	0,2511	0,0864	0,1647	0,1360	0,1907
Banco de La Nacion	70	0,9208	0,3565	0,5643	0,4289	0,6748
Cedula	71	1,0000	0,3912	0,6088	0,5312	0,6919
Rodobens	72	0,3804	0,1154	0,2650	0,2184	0,3192
Arbi	73	0,2940	0,0998	0,1942	0,1565	0,2307
Intesa SanPaolo	74	0,5958	0,2482	0,3476	0,2973	0,3853
Fibra	75	0,1256	0,0313	0,0944	0,0777	0,1152
Luso Brasileiro	76	0,1684	0,0520	0,1164	0,0953	0,1371
MUFG Brasil	77	0,0449	0,0141	0,0308	0,0259	0,0362
Sumimoto Mitsui Brasil	78	0,0852	0,0241	0,0611	0,0498	0,0727
Deutsche Bank	79	0,1640	0,0639	0,1002	0,0832	0,1144
Novo Banco	80	0,2090	0,0758	0,1332	0,1119	0,1528
AJ. Renner	81	0,1022	0,0377	0,0644	0,0531	0,0732

Tabela A.1: Eficiência do modelo BCC para o modelo de intermediação - Base 1.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,0910	0,0275	0,0635	0,0527	0,0814
2	0,1126	0,0320	0,0806	0,0655	0,1017
3	0,1227	0,0399	0,0828	0,0693	0,1021
4	0,0093	0,0036	0,0057	0,0047	0,0064
5	0,0680	0,0208	0,0472	0,0387	0,0571
6	0,0486	0,0126	0,0360	0,0287	0,0462
7	0,0669	0,0174	0,0495	0,0406	0,0630
8	0,2279	0,0447	0,1832	0,1495	0,2480
9	0,1502	0,0368	0,1134	0,0932	0,1476
10	0,0369	0,0126	0,0243	0,0200	0,0285
11	0,0406	0,0134	0,0271	0,0227	0,0321
12	0,3504	0,0683	0,2820	0,2287	0,3840
13	0,2077	0,0459	0,1618	0,1309	0,2159
14	0,1237	0,0460	0,0778	0,0616	0,0916
15	0,1689	0,0371	0,1319	0,1055	0,1787
16	0,0535	0,0170	0,0365	0,0293	0,0439
17	0,1847	0,0575	0,1272	0,1041	0,1542
18	0,2378	0,0654	0,1723	0,1398	0,2167
19	0,1260	0,0344	0,0916	0,0765	0,1141
20	0,1329	0,0291	0,1038	0,0844	0,1372
21	1,0000	0,4184	0,5816	0,5056	0,6403
22	0,0082	0,0028	0,0054	0,0046	0,0065
23	0,1385	0,0270	0,1115	0,0901	0,1515
24	0,0356	0,0135	0,0221	0,0170	0,0257
25	0,0194	0,0057	0,0137	0,0114	0,0167
26	0,2554	0,0704	0,1850	0,1511	0,2320
27	0,1021	0,0291	0,0730	0,0586	0,0917
28	0,2091	0,0642	0,1449	0,1173	0,1797
29	0,1322	0,0511	0,0811	0,0623	0,0956
30	0,0053	0,0022	0,0031	0,0026	0,0035
31	0,5517	0,2358	0,3158	0,2540	0,3499
32	0,0068	0,0026	0,0042	0,0033	0,0049
33	0,0194	0,0073	0,0121	0,0102	0,0138
34	0,1101	0,0371	0,0730	0,0606	0,0886
35	0,0324	0,0122	0,0202	0,0170	0,0233
36	0,1422	0,0335	0,1087	0,0901	0,1445
37	0,0563	0,0165	0,0398	0,0323	0,0500
38	0,0515	0,0208	0,0307	0,0257	0,0343
39	0,0059	0,0024	0,0035	0,0029	0,0040
40	0,1191	0,0444	0,0747	0,0617	0,0858
41	0,0046	0,0016	0,0029	0,0022	0,0035
42	0,1318	0,0344	0,0973	0,0798	0,1235
43	0,0447	0,0107	0,0340	0,0282	0,0443
44	0,1748	0,0503	0,1245	0,1011	0,1551
45	0,1882	0,0534	0,1347	0,1122	0,1665
46	1,0000	0,4295	0,5705	0,4587	0,6296
47	0,0311	0,0079	0,0232	0,0190	0,0297

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
48	0,1485	0,0424	0,1062	0,0851	0,1335
49	0,2720	0,0988	0,1732	0,1427	0,1993
50	0,1891	0,0749	0,1142	0,0869	0,1317
51	1,0000	0,4280	0,5720	0,4682	0,6270
52	0,3859	0,0911	0,2948	0,2448	0,4111
53	0,0947	0,0382	0,0565	0,0453	0,0643
54	0,1767	0,0684	0,1082	0,0890	0,1241
55	1,0000	0,4178	0,5822	0,5000	0,6441
56	0,0009	0,0009	0,0000	0,0000	0,0000
57	0,0315	0,0110	0,0205	0,0171	0,0244
58	0,0521	0,0172	0,0349	0,0294	0,0411
59	0,0421	0,0159	0,0262	0,0201	0,0305
60	0,0961	0,0338	0,0623	0,0490	0,0740
61	0,0307	0,0117	0,0190	0,0159	0,0218
62	0,0509	0,0162	0,0347	0,0275	0,0422
63	0,0498	0,0210	0,0289	0,0239	0,0321
64	0,0549	0,0182	0,0367	0,0286	0,0449
65	0,0552	0,0169	0,0383	0,0313	0,0481
66	0,0521	0,0209	0,0313	0,0251	0,0357
67	0,3361	0,1433	0,1928	0,1553	0,2141
68	0,1885	0,0751	0,1134	0,0910	0,1287
69	0,2095	0,0658	0,1437	0,1116	0,1799
70	0,0632	0,0268	0,0364	0,0290	0,0405
71	0,0846	0,0298	0,0548	0,0432	0,0656
72	0,3723	0,0873	0,2850	0,2368	0,3737
73	0,0332	0,0093	0,0239	0,0196	0,0296
74	0,3488	0,1464	0,2023	0,1641	0,2251
75	0,0994	0,0239	0,0755	0,0605	0,0994
76	0,1606	0,0407	0,1199	0,0978	0,1557
77	0,0405	0,0120	0,0285	0,0227	0,0356
78	0,0775	0,0190	0,0585	0,0466	0,0764
79	0,0856	0,0344	0,0512	0,0418	0,0584
80	0,1122	0,0388	0,0733	0,0583	0,0870
81	0,0991	0,0345	0,0646	0,0524	0,0765

Tabela A.2: Eficiência do modelo CCR para o modelo de intermediação - Base 1.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,8810	0,2674	0,6135	0,4900	0,7879
2	0,8690	0,2847	0,5843	0,4563	0,7755
3	1,0000	0,3258	0,6742	0,5392	0,8251
4	0,0595	0,0186	0,0409	0,0333	0,0465
5	0,3343	0,0876	0,2467	0,2077	0,2973
6	0,1932	0,0484	0,1448	0,1190	0,1745
7	0,3304	0,1014	0,2290	0,1811	0,2883
8	0,7976	0,1981	0,5995	0,5060	0,7258
9	1,0000	0,3530	0,6470	0,5188	0,8053
10	0,2848	0,0828	0,2021	0,1562	0,2534
11	0,2306	0,0554	0,1752	0,1501	0,2110
12	1,0000	0,2457	0,7543	0,6337	0,8554
13	0,8787	0,2412	0,6376	0,5187	0,8031
14	0,6564	0,2128	0,4436	0,3588	0,5194
15	0,5574	0,1222	0,4352	0,3773	0,5020
16	0,3230	0,0885	0,2345	0,1947	0,2860
17	1,0000	0,3110	0,6890	0,5340	0,8389
18	1,0000	0,3493	0,6507	0,5168	0,7702
19	1,0000	0,3825	0,6175	0,4565	0,7599
20	0,5642	0,1415	0,4226	0,3483	0,5518
22	0,0929	0,0307	0,0622	0,0503	0,0746
23	0,3742	0,0934	0,2808	0,2412	0,3118
24	0,1995	0,0604	0,1391	0,1119	0,1669
25	0,0765	0,0203	0,0563	0,0468	0,0646
26	1,0000	0,2126	0,7874	0,6924	0,9018
27	0,4384	0,0911	0,3473	0,2962	0,4049
28	1,0000	0,3657	0,6343	0,4841	0,7550
29	0,7575	0,2396	0,5179	0,4149	0,6147
30	0,0372	0,0115	0,0257	0,0208	0,0295
31	1,0000	0,3941	0,6059	0,4721	0,7180
32	0,0534	0,0167	0,0367	0,0321	0,0433
33	0,0888	0,0272	0,0616	0,0481	0,0720
34	0,6490	0,2027	0,4463	0,3544	0,5278
35	0,1956	0,0533	0,1423	0,1209	0,1697
37	0,1798	0,0482	0,1317	0,1105	0,1570
38	0,3907	0,1119	0,2788	0,2251	0,3279
39	0,1129	0,0372	0,0757	0,0601	0,0906
40	1,0000	0,3002	0,6998	0,5701	0,8436
41	0,3454	0,1154	0,2300	0,1768	0,2782
42	0,4156	0,0966	0,3189	0,2657	0,3704
43	0,1547	0,0359	0,1188	0,1025	0,1380
44	0,7976	0,2085	0,5890	0,4838	0,7214
45	0,6272	0,1662	0,4610	0,3872	0,5282
46	1,0000	0,3799	0,6201	0,4751	0,7285
47	0,1130	0,0280	0,0849	0,0719	0,0965
49	1,0000	0,3283	0,6717	0,5581	0,7806
50	1,0000	0,3367	0,6633	0,5237	0,7754

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
52	1,0000	0,3365	0,6635	0,5093	0,7890
53	0,9706	0,3175	0,6531	0,5392	0,7840
54	1,0000	0,3050	0,6950	0,5658	0,8163
57	0,1668	0,0449	0,1219	0,1043	0,1407
58	0,3069	0,0783	0,2286	0,1912	0,2851
59	0,9435	0,2317	0,7118	0,5290	0,9284
60	0,5087	0,1277	0,3810	0,3156	0,4573
61	0,2212	0,0653	0,1559	0,1271	0,1868
62	0,2759	0,0671	0,2088	0,1782	0,2442
64	0,4044	0,1319	0,2724	0,2097	0,3407
65	0,1484	0,0415	0,1069	0,0859	0,1303
66	0,5262	0,1685	0,3576	0,2837	0,4332
67	1,0000	0,3751	0,6249	0,4981	0,7403
68	1,0000	0,3848	0,6152	0,4732	0,6861
70	1,0000	0,3978	0,6022	0,4471	0,7173
71	1,0000	0,3790	0,6210	0,4870	0,7315
72	1,0000	0,2584	0,7416	0,6226	0,8509
73	0,3699	0,1233	0,2466	0,2008	0,2931
74	1,0000	0,4099	0,5901	0,4344	0,6745
75	0,3546	0,0733	0,2813	0,2463	0,3169
76	0,5554	0,1154	0,4400	0,3904	0,5087
77	0,1854	0,0382	0,1472	0,1279	0,1729
78	0,2791	0,0550	0,2242	0,1999	0,2578
79	0,7909	0,2723	0,5186	0,3987	0,5985
80	0,5955	0,1618	0,4337	0,3745	0,5079
81	0,5852	0,1387	0,4465	0,3691	0,5306

Tabela A.3: Eficiência do modelo BCC para o modelo de Intermediação - Base 2.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,2669	0,0608	0,2061	0,1734	0,2561
2	0,3230	0,0706	0,2524	0,2187	0,3202
3	0,3157	0,0892	0,2265	0,1973	0,2664
4	0,0507	0,0141	0,0366	0,0302	0,0416
5	0,2560	0,0506	0,2054	0,1775	0,2509
6	0,1781	0,0293	0,1488	0,1316	0,1876
7	0,2197	0,0402	0,1795	0,1559	0,2268
8	0,5998	0,1139	0,4860	0,4189	0,5986
9	0,4256	0,0915	0,3340	0,2883	0,4130
10	0,1627	0,0386	0,1242	0,1084	0,1443
11	0,1498	0,0367	0,1131	0,0918	0,1341
12	0,8634	0,1755	0,6879	0,5879	0,8562
13	0,5775	0,1191	0,4584	0,3927	0,5626
14	0,6546	0,1740	0,4807	0,4040	0,5683
15	0,5352	0,0925	0,4426	0,3970	0,5492
16	0,1925	0,0432	0,1493	0,1251	0,1790
17	0,7577	0,1512	0,6065	0,5226	0,7269
18	0,9039	0,1506	0,7533	0,6682	0,9431
19	0,3816	0,0815	0,3001	0,2681	0,3668
20	0,3365	0,0724	0,2641	0,2291	0,3264
22	0,0201	0,0060	0,0141	0,0120	0,0168
23	0,3586	0,0667	0,2919	0,2538	0,3659
24	0,1908	0,0527	0,1381	0,1127	0,1608
25	0,0704	0,0131	0,0573	0,0502	0,0710
26	0,9475	0,1571	0,7903	0,7029	0,9878
27	0,4015	0,0711	0,3304	0,2882	0,4071
28	0,6326	0,1535	0,4791	0,4173	0,5701
29	0,6990	0,2107	0,4883	0,3978	0,6033
30	0,0367	0,0100	0,0267	0,0225	0,0319
31	0,5517	0,2153	0,3364	0,2642	0,3909
32	0,0360	0,0102	0,0258	0,0218	0,0302
33	0,0886	0,0257	0,0629	0,0522	0,0723
34	0,3442	0,0909	0,2533	0,2099	0,3070
35	0,1913	0,0471	0,1442	0,1222	0,1732
37	0,1545	0,0373	0,1172	0,1010	0,1423
38	0,3535	0,0928	0,2608	0,2223	0,3112
39	0,0207	0,0067	0,0141	0,0113	0,0166
40	0,6585	0,1614	0,4971	0,4282	0,5772
41	0,0241	0,0062	0,0179	0,0148	0,0215
42	0,4152	0,0810	0,3342	0,2954	0,4188
43	0,1313	0,0245	0,1068	0,0932	0,1324
44	0,4955	0,1155	0,3800	0,3307	0,4616
45	0,5688	0,1288	0,4400	0,3887	0,5282
46	1,0000	0,4048	0,5952	0,4751	0,6738
47	0,1009	0,0184	0,0825	0,0718	0,1031
49	1,0000	0,3099	0,6901	0,5670	0,7878
50	1,0000	0,3243	0,6757	0,5395	0,7995

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
52	1,0000	0,2570	0,7430	0,6551	0,9074
53	0,5914	0,1770	0,4144	0,3322	0,4938
54	0,9281	0,2659	0,6623	0,5555	0,7879
57	0,1039	0,0293	0,0746	0,0613	0,0893
58	0,2093	0,0491	0,1602	0,1359	0,1847
59	0,2284	0,0618	0,1667	0,1382	0,1950
60	0,5042	0,1148	0,3894	0,3362	0,4690
61	0,1861	0,0457	0,1404	0,1173	0,1687
62	0,2187	0,0458	0,1729	0,1517	0,2069
64	0,2773	0,0590	0,2182	0,1877	0,2668
65	0,1456	0,0373	0,1083	0,0921	0,1306
66	0,3046	0,0893	0,2153	0,1747	0,2637
67	0,3361	0,1208	0,2154	0,1691	0,2636
68	1,0000	0,3139	0,6861	0,5839	0,8054
70	0,0632	0,0224	0,0408	0,0310	0,0506
71	0,4586	0,1024	0,3562	0,3047	0,4367
72	1,0000	0,2070	0,7930	0,6846	0,9835
73	0,1158	0,0212	0,0945	0,0830	0,1187
74	1,0000	0,3889	0,6111	0,4773	0,6904
75	0,3381	0,0557	0,2825	0,2535	0,3539
76	0,5549	0,0947	0,4602	0,4105	0,5710
77	0,1634	0,0309	0,1326	0,1151	0,1617
78	0,2713	0,0448	0,2265	0,2031	0,2853
79	0,5177	0,1505	0,3673	0,3046	0,4486
80	0,5655	0,1276	0,4379	0,3737	0,5230
81	0,4924	0,1137	0,3787	0,3273	0,4462

Tabela A.4: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Intermediação - Base 2.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,8818	0,2441	0,6377	0,5250	0,9018
2	0,8861	0,2655	0,6206	0,4890	0,8642
3	1,0000	0,3362	0,6638	0,5083	0,8089
4	0,0631	0,0182	0,0449	0,0362	0,0527
5	0,3656	0,0989	0,2667	0,2303	0,3229
6	0,1951	0,0516	0,1435	0,1166	0,1723
8	0,8634	0,2200	0,6434	0,5260	0,7681
10	0,2731	0,0865	0,1866	0,1484	0,2294
11	0,2582	0,0596	0,1986	0,1700	0,2450
12	1,0000	0,2813	0,7187	0,6024	0,8219
13	1,0000	0,3049	0,6951	0,5395	0,8568
14	0,6564	0,2095	0,4469	0,3625	0,5276
15	0,6182	0,1324	0,4858	0,4154	0,5677
16	0,3410	0,0991	0,2419	0,1969	0,2871
17	1,0000	0,3312	0,6688	0,5330	0,8016
18	1,0000	0,3768	0,6232	0,4762	0,7104
19	1,0000	0,3574	0,6426	0,4899	0,8171
20	0,6398	0,1695	0,4703	0,3795	0,5947
22	0,1203	0,0370	0,0833	0,0660	0,1046
23	0,4505	0,0979	0,3525	0,2947	0,4092
24	0,2069	0,0598	0,1471	0,1181	0,1760
25	0,0927	0,0238	0,0689	0,0576	0,0806
26	1,0000	0,2416	0,7584	0,6529	0,8689
27	0,4384	0,0949	0,3435	0,2943	0,3939
29	0,7575	0,2468	0,5107	0,4041	0,6003
30	0,0380	0,0112	0,0267	0,0211	0,0316
31	1,0000	0,3753	0,6247	0,4712	0,7650
32	0,0650	0,0206	0,0443	0,0374	0,0532
33	0,0888	0,0262	0,0626	0,0505	0,0757
34	0,9116	0,2660	0,6457	0,5204	0,7792
35	0,2017	0,0575	0,1442	0,1251	0,1686
37	0,2563	0,0597	0,1967	0,1622	0,2319
38	0,4725	0,1315	0,3410	0,2856	0,4087
39	0,1390	0,0452	0,0938	0,0738	0,1110
40	1,0000	0,3074	0,6926	0,5779	0,8146
41	0,5695	0,1750	0,3945	0,3159	0,4771
42	0,5105	0,1087	0,4018	0,3363	0,4625
43	0,1958	0,0441	0,1516	0,1276	0,1762
44	0,9813	0,2727	0,7086	0,5846	0,8503
45	0,8500	0,1925	0,6576	0,5712	0,7541
47	0,1463	0,0343	0,1120	0,0948	0,1327
49	1,0000	0,3218	0,6782	0,5257	0,8157
50	1,0000	0,3512	0,6488	0,5233	0,7449
53	1,0000	0,3723	0,6277	0,5047	0,7388
54	1,0000	0,3014	0,6986	0,5774	0,8215
57	0,2106	0,0504	0,1602	0,1312	0,1918
58	0,3170	0,0806	0,2364	0,1987	0,2964

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
59	0,7254	0,2310	0,4944	0,3923	0,6153
60	0,5153	0,1338	0,3816	0,3107	0,4628
61	0,2967	0,0908	0,2060	0,1623	0,2499
62	0,2759	0,0670	0,2089	0,1783	0,2472
64	0,9147	0,2838	0,6308	0,5173	0,7766
65	0,2345	0,0572	0,1773	0,1476	0,2047
66	0,6432	0,2118	0,4315	0,3437	0,5234
67	1,0000	0,3748	0,6252	0,4927	0,7432
68	1,0000	0,3812	0,6188	0,4759	0,6958
70	1,0000	0,3991	0,6009	0,4452	0,7081
72	1,0000	0,2997	0,7003	0,5748	0,7779
73	0,7915	0,2176	0,5739	0,4816	0,6895
74	1,0000	0,4125	0,5875	0,4634	0,6704
75	0,3710	0,0789	0,2921	0,2535	0,3449
76	0,6431	0,1246	0,5185	0,4532	0,6025
77	0,1867	0,0393	0,1475	0,1273	0,1694
79	0,7909	0,2711	0,5199	0,4014	0,6081
80	0,6389	0,1854	0,4534	0,3738	0,5515
81	0,5852	0,1364	0,4489	0,3720	0,5258

Tabela A.5: Eficiência do modelo BCC para o modelo de Intermediação - Base 3.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,3291	0,0751	0,2540	0,2218	0,3222
2	0,3847	0,0824	0,3023	0,2632	0,3646
3	0,4749	0,1073	0,3676	0,3126	0,4407
4	0,0507	0,0139	0,0368	0,0293	0,0425
5	0,2714	0,0560	0,2154	0,1852	0,2645
6	0,1882	0,0325	0,1557	0,1362	0,1997
8	0,7389	0,1218	0,6171	0,5558	0,7603
10	0,1686	0,0384	0,1302	0,1085	0,1566
11	0,1545	0,0394	0,1151	0,0973	0,1371
12	0,8693	0,2255	0,6438	0,5438	0,7512
13	0,7338	0,1180	0,6158	0,5478	0,7543
14	0,6546	0,1708	0,4838	0,4095	0,5786
15	0,6031	0,0988	0,5044	0,4446	0,6406
16	0,2045	0,0473	0,1572	0,1327	0,1887
17	0,8192	0,1484	0,6708	0,5789	0,8265
18	0,9853	0,1545	0,8308	0,7228	1,0750
19	0,4784	0,0857	0,3927	0,3419	0,4705
20	0,3379	0,0908	0,2471	0,2042	0,2899
22	0,0314	0,0078	0,0235	0,0204	0,0283
23	0,4167	0,0795	0,3371	0,2994	0,4135
24	0,1908	0,0520	0,1388	0,1143	0,1622
25	0,0783	0,0145	0,0639	0,0555	0,0811
26	1,0000	0,1840	0,8160	0,7157	1,0343
27	0,4177	0,0768	0,3409	0,3008	0,4247
29	0,6990	0,1975	0,5015	0,4102	0,6198
30	0,0367	0,0096	0,0271	0,0224	0,0330
31	1,0000	0,3862	0,6138	0,4946	0,7136
32	0,0360	0,0100	0,0260	0,0218	0,0305
33	0,0886	0,0260	0,0626	0,0514	0,0734
34	0,4150	0,1071	0,3078	0,2571	0,3675
35	0,1913	0,0448	0,1464	0,1251	0,1873
37	0,2046	0,0422	0,1624	0,1418	0,1996
38	0,3535	0,0898	0,2638	0,2217	0,3233
39	0,0281	0,0086	0,0195	0,0156	0,0226
40	0,6585	0,1604	0,4980	0,4357	0,6027
41	0,0241	0,0060	0,0180	0,0151	0,0216
42	0,5036	0,0834	0,4202	0,3692	0,5136
43	0,1613	0,0266	0,1347	0,1219	0,1626
44	0,6440	0,1272	0,5168	0,4570	0,6374
45	0,7391	0,1279	0,6112	0,5404	0,7375
47	0,1178	0,0198	0,0980	0,0869	0,1203
49	1,0000	0,3165	0,6835	0,5493	0,7895
50	1,0000	0,3121	0,6879	0,5587	0,8199
53	0,5914	0,1688	0,4226	0,3420	0,5203
54	0,9281	0,2580	0,6701	0,5796	0,7745
57	0,1192	0,0336	0,0856	0,0714	0,1004
58	0,2182	0,0509	0,1673	0,1418	0,2014

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
59	0,2284	0,0608	0,1676	0,1370	0,1953
60	0,5042	0,1115	0,3926	0,3334	0,4949
61	0,1861	0,0435	0,1426	0,1219	0,1824
62	0,2216	0,0472	0,1743	0,1515	0,2130
64	0,2773	0,0577	0,2196	0,1865	0,2804
65	0,2018	0,0434	0,1584	0,1347	0,1960
66	0,3046	0,0851	0,2195	0,1781	0,2688
67	0,6093	0,2081	0,4012	0,3148	0,5109
68	1,0000	0,3075	0,6925	0,5642	0,8118
70	0,1146	0,0405	0,0742	0,0573	0,0919
72	1,0000	0,2650	0,7350	0,6173	0,8499
73	0,1323	0,0230	0,1094	0,0970	0,1375
74	1,0000	0,3842	0,6158	0,4649	0,7014
75	0,3676	0,0620	0,3056	0,2692	0,3906
76	0,6236	0,1020	0,5216	0,4607	0,6610
77	0,1851	0,0264	0,1588	0,1366	0,2049
79	0,5177	0,1435	0,3742	0,3117	0,4557
80	0,5655	0,1244	0,4411	0,3744	0,5554
81	0,4924	0,1117	0,3808	0,3240	0,4725

Tabela A.6: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Intermediação - Base 3.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,8818	0,2565	0,6254	0,5021	0,8200
2	0,8861	0,2868	0,5993	0,4671	0,7769
3	1,0000	0,3424	0,6576	0,5109	0,8070
4	0,0631	0,0197	0,0434	0,0343	0,0505
5	0,3774	0,1183	0,2591	0,2110	0,3194
6	0,2238	0,0628	0,1610	0,1311	0,2049
8	0,9680	0,2534	0,7146	0,5729	0,8880
10	0,2731	0,0964	0,1768	0,1340	0,2190
11	0,2632	0,0718	0,1914	0,1598	0,2386
12	1,0000	0,3066	0,6934	0,5686	0,7896
13	1,0000	0,3179	0,6821	0,5270	0,8300
14	0,6564	0,2153	0,4411	0,3497	0,5110
15	0,6548	0,1635	0,4913	0,4187	0,5973
17	1,0000	0,3786	0,6214	0,4855	0,7265
19	1,0000	0,3833	0,6167	0,4754	0,7474
20	0,6466	0,1736	0,4730	0,3776	0,6249
22	0,1203	0,0397	0,0806	0,0638	0,0983
24	0,2069	0,0591	0,1478	0,1193	0,1760
25	0,0923	0,0237	0,0686	0,0572	0,0842
26	1,0000	0,2793	0,7207	0,5819	0,8527
27	0,4686	0,1075	0,3610	0,2984	0,4531
29	0,7575	0,2426	0,5149	0,4045	0,6140
30	0,0380	0,0120	0,0260	0,0212	0,0299
31	1,0000	0,3658	0,6342	0,4798	0,8001
32	0,0650	0,0200	0,0450	0,0352	0,0542
33	0,0888	0,0275	0,0613	0,0490	0,0730
34	1,0000	0,3102	0,6898	0,5584	0,8432
35	0,2017	0,0551	0,1466	0,1171	0,1778
37	0,2563	0,0677	0,1886	0,1601	0,2233
38	0,4725	0,1355	0,3370	0,2884	0,4004
39	0,1390	0,0455	0,0935	0,0729	0,1108
40	1,0000	0,3334	0,6666	0,5358	0,8069
41	0,5695	0,1699	0,3996	0,3248	0,4979
42	0,5105	0,1245	0,3861	0,3250	0,4697
43	0,1958	0,0430	0,1528	0,1313	0,1884
44	1,0000	0,2978	0,7022	0,5586	0,8409
45	0,8745	0,2211	0,6534	0,5753	0,7715
47	0,1463	0,0338	0,1124	0,0937	0,1389
49	1,0000	0,3331	0,6669	0,5191	0,7916
50	1,0000	0,3410	0,6590	0,5215	0,7553
53	1,0000	0,3900	0,6100	0,4546	0,6881
54	1,0000	0,3161	0,6839	0,5750	0,7915
57	0,2129	0,0570	0,1560	0,1270	0,1920
59	1,0000	0,3486	0,6514	0,5054	0,7761
60	0,5153	0,1330	0,3824	0,3181	0,4621
61	0,2967	0,0978	0,1990	0,1568	0,2345
65	0,2345	0,0604	0,1741	0,1428	0,2089

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
66	0,6432	0,2197	0,4235	0,3242	0,5014
67	1,0000	0,3672	0,6328	0,4761	0,7635
68	1,0000	0,3890	0,6110	0,4521	0,7074
70	1,0000	0,4112	0,5888	0,4343	0,6778
72	1,0000	0,3039	0,6961	0,5420	0,8038
73	0,7915	0,2282	0,5633	0,4758	0,6680
74	1,0000	0,4068	0,5932	0,4539	0,6796
76	0,6431	0,1465	0,4966	0,4223	0,5843
77	0,1949	0,0453	0,1496	0,1277	0,1837
79	0,7909	0,2734	0,5175	0,3995	0,6384
80	0,6389	0,1908	0,4480	0,3668	0,5442
81	0,5976	0,1556	0,4420	0,3704	0,5132

Tabela A.7: Eficiência do modelo BCC para o modelo de Intermediação - Base 4.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,3291	0,0822	0,2469	0,2095	0,3072
2	0,3847	0,0935	0,2912	0,2495	0,3460
3	0,4749	0,1202	0,3547	0,2911	0,4376
4	0,0507	0,0148	0,0358	0,0298	0,0408
5	0,2714	0,0673	0,2041	0,1686	0,2459
6	0,1882	0,0396	0,1486	0,1262	0,1839
8	0,7389	0,1495	0,5895	0,5184	0,7381
10	0,1686	0,0440	0,1247	0,1042	0,1458
11	0,1545	0,0447	0,1097	0,0902	0,1278
12	0,8693	0,2416	0,6277	0,5280	0,7392
13	0,7338	0,1485	0,5853	0,5056	0,7414
14	0,6546	0,1716	0,4831	0,4023	0,5944
15	0,6031	0,1225	0,4806	0,4157	0,5966
17	0,8192	0,1808	0,6385	0,5395	0,7889
19	0,4784	0,1036	0,3748	0,3196	0,4636
20	0,3379	0,0971	0,2409	0,1995	0,2904
22	0,0314	0,0084	0,0229	0,0194	0,0285
24	0,1908	0,0530	0,1379	0,1131	0,1645
25	0,0783	0,0180	0,0603	0,0514	0,0743
26	1,0000	0,2212	0,7788	0,6730	0,9667
27	0,4177	0,0906	0,3271	0,2752	0,4042
29	0,6990	0,1917	0,5073	0,4050	0,6366
30	0,0367	0,0103	0,0264	0,0218	0,0306
31	1,0000	0,4043	0,5957	0,4845	0,6726
32	0,0360	0,0100	0,0260	0,0213	0,0314
33	0,0886	0,0284	0,0603	0,0514	0,0684
34	0,4150	0,1203	0,2946	0,2385	0,3484
35	0,1913	0,0496	0,1417	0,1200	0,1680
37	0,2046	0,0484	0,1562	0,1355	0,1923
38	0,3535	0,0961	0,2575	0,2135	0,3005
39	0,0281	0,0093	0,0188	0,0150	0,0217
40	0,6585	0,1721	0,4863	0,4094	0,5757
41	0,0241	0,0061	0,0180	0,0151	0,0225
42	0,5036	0,1038	0,3998	0,3459	0,5056
43	0,1613	0,0323	0,1290	0,1127	0,1580
44	0,6440	0,1485	0,4956	0,4356	0,6078
45	0,7391	0,1566	0,5825	0,4981	0,7282
47	0,1178	0,0245	0,0933	0,0811	0,1174
49	1,0000	0,3422	0,6578	0,5583	0,7407
50	1,0000	0,3212	0,6788	0,5633	0,7790
53	0,5914	0,1752	0,4163	0,3380	0,4861
54	0,9281	0,2751	0,6530	0,5479	0,7793
57	0,1192	0,0372	0,0820	0,0670	0,0957
59	0,2284	0,0627	0,1657	0,1380	0,1968
60	0,5042	0,1235	0,3806	0,3158	0,4621
61	0,1861	0,0483	0,1378	0,1153	0,1626
65	0,2018	0,0491	0,1527	0,1305	0,1877

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
66	0,3046	0,0885	0,2162	0,1830	0,2561
67	0,6093	0,2252	0,3841	0,2953	0,4608
68	1,0000	0,3157	0,6843	0,5612	0,7849
70	0,1146	0,0431	0,0715	0,0546	0,0852
72	1,0000	0,2816	0,7184	0,6038	0,8453
73	0,1323	0,0287	0,1036	0,0895	0,1295
74	1,0000	0,4011	0,5989	0,4569	0,6695
76	0,6236	0,1272	0,4964	0,4303	0,6147
77	0,1686	0,0381	0,1305	0,1105	0,1588
79	0,5177	0,1477	0,3700	0,3029	0,4401
80	0,5655	0,1381	0,4275	0,3522	0,5216
81	0,4924	0,1234	0,3690	0,3078	0,4474

Tabela A.8: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Intermediação - Base 4.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,8001	0,1805	0,6196	0,5126	0,8807
2	0,7692	0,1975	0,5716	0,4608	0,7926
3	0,9360	0,2736	0,6625	0,5399	0,8276
4	0,0910	0,0201	0,0709	0,0610	0,0834
5	0,3711	0,0802	0,2909	0,2489	0,3484
6	0,1951	0,0477	0,1474	0,1249	0,1706
7	0,3299	0,0895	0,2403	0,1933	0,2976
8	0,7976	0,1852	0,6124	0,5122	0,7400
9	1,0000	0,2326	0,7674	0,6309	1,0665
10	0,2731	0,0683	0,2048	0,1677	0,2533
12	1,0000	0,2538	0,7462	0,6102	0,8641
13	0,8787	0,2136	0,6652	0,5526	0,8068
15	0,6079	0,1319	0,4760	0,4145	0,5558
16	0,3393	0,0751	0,2642	0,2248	0,3279
17	1,0000	0,2616	0,7384	0,6091	0,9290
18	1,0000	0,3014	0,6986	0,5497	0,8413
19	0,9062	0,2567	0,6495	0,5122	0,8670
20	0,5642	0,1262	0,4380	0,3687	0,5326
25	0,0898	0,0200	0,0698	0,0593	0,0834
28	1,0000	0,3424	0,6576	0,5117	0,7897
31	1,0000	0,3633	0,6367	0,4883	0,7958
33	0,1018	0,0258	0,0760	0,0628	0,0953
34	0,6818	0,1867	0,4951	0,4048	0,6042
37	0,2593	0,0565	0,2027	0,1709	0,2429
38	0,4696	0,1180	0,3517	0,2883	0,4142
40	1,0000	0,2841	0,7159	0,5675	0,8581
42	0,5451	0,1091	0,4360	0,3724	0,5094
47	0,1424	0,0289	0,1135	0,0982	0,1390
48	1,0000	0,3634	0,6366	0,4745	0,8054
49	1,0000	0,2978	0,7022	0,5504	0,8596
50	1,0000	0,3376	0,6624	0,5022	0,8188
52	1,0000	0,3316	0,6684	0,5457	0,7655
57	0,2209	0,0439	0,1770	0,1516	0,2158
58	0,3301	0,0689	0,2612	0,2183	0,3176
59	0,7254	0,1792	0,5461	0,4473	0,6929
60	0,5160	0,1326	0,3834	0,3101	0,4552
61	0,2561	0,0686	0,1875	0,1579	0,2263
62	0,2923	0,0645	0,2278	0,1950	0,2661
63	1,0000	0,2914	0,7086	0,5598	0,9911
66	0,5849	0,1689	0,4160	0,3377	0,5198
70	0,9467	0,2463	0,7004	0,5684	0,9718
74	1,0000	0,3316	0,6684	0,5093	0,8382
75	0,3830	0,0788	0,3041	0,2597	0,3574
76	0,6314	0,1221	0,5093	0,4436	0,6115
77	0,1860	0,0399	0,1461	0,1254	0,1702
78	0,2939	0,0584	0,2354	0,2049	0,2822
80	0,6432	0,1577	0,4855	0,4099	0,5735

Tabela A.9: Eficiência do modelo BCC para o modelo de Intermediação - Base 5.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,3866	0,0554	0,3311	0,2904	0,3942
2	0,4187	0,0744	0,3443	0,3057	0,3988
3	0,5012	0,0923	0,4088	0,3371	0,5138
4	0,0641	0,0146	0,0495	0,0419	0,0578
5	0,2779	0,0501	0,2278	0,1974	0,2676
6	0,1871	0,0282	0,1589	0,1422	0,1911
7	0,2660	0,0349	0,2311	0,2099	0,2725
8	0,7462	0,1155	0,6307	0,5704	0,7521
9	0,5545	0,0744	0,4801	0,4350	0,5626
10	0,1627	0,0374	0,1253	0,1091	0,1456
12	1,0000	0,2095	0,7905	0,6919	0,9120
13	0,7449	0,0970	0,6480	0,5872	0,7744
15	0,5894	0,0889	0,5004	0,4461	0,5964
16	0,2074	0,0463	0,1611	0,1361	0,1924
17	0,7669	0,1464	0,6205	0,5324	0,7257
18	0,9512	0,1456	0,8055	0,7163	0,9609
19	0,5030	0,0695	0,4335	0,3934	0,5031
20	0,4145	0,0793	0,3352	0,2972	0,3999
25	0,0808	0,0128	0,0680	0,0600	0,0792
28	0,7911	0,1667	0,6244	0,5349	0,7418
31	1,0000	0,3706	0,6294	0,4795	0,7554
33	0,0960	0,0253	0,0708	0,0578	0,0830
34	0,4067	0,1042	0,3025	0,2490	0,3630
37	0,2143	0,0409	0,1734	0,1517	0,2034
38	0,4503	0,1039	0,3464	0,2981	0,4178
40	0,7084	0,1607	0,5476	0,4583	0,6509
42	0,5283	0,0685	0,4598	0,4166	0,5356
47	0,1237	0,0156	0,1081	0,0979	0,1270
48	0,5884	0,1009	0,4875	0,4297	0,5763
49	1,0000	0,3056	0,6944	0,5685	0,7987
50	1,0000	0,3405	0,6595	0,5131	0,7850
52	1,0000	0,2887	0,7113	0,5921	0,8492
57	0,1185	0,0331	0,0854	0,0710	0,1014
58	0,2118	0,0481	0,1637	0,1390	0,1879
59	0,3101	0,0684	0,2417	0,2079	0,2798
60	0,5042	0,1127	0,3915	0,3376	0,4678
61	0,1956	0,0499	0,1456	0,1251	0,1769
62	0,2261	0,0419	0,1842	0,1588	0,2188
63	0,1894	0,0616	0,1278	0,1014	0,1579
66	0,3597	0,1080	0,2517	0,1987	0,3065
70	0,1146	0,0385	0,0761	0,0585	0,0980
74	1,0000	0,3582	0,6418	0,4949	0,7744
75	0,3702	0,0515	0,3188	0,2834	0,3810
76	0,6220	0,0863	0,5357	0,4775	0,6416
77	0,1650	0,0296	0,1354	0,1167	0,1581
78	0,2878	0,0432	0,2446	0,2151	0,2907
80	0,5655	0,1232	0,4423	0,3855	0,5235

Tabela A.10: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Intermediação - Base 5.

Banco	DMU	Eff	Viés	Eff corrigida	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
Bradesco	1	0,6978	0,1288	0,5690	0,4940	0,7069
Itaú	2	1,0000	0,2230	0,7770	0,6463	1,0022
Safra	3	0,6353	0,1298	0,5056	0,4245	0,6290
JP Morgan	4	0,5851	0,1116	0,4735	0,4078	0,5615
Mercantil do Brasil	5	0,5863	0,0844	0,5018	0,4502	0,6029
Banestes	6	0,8364	0,1532	0,6832	0,5865	0,8337
Banrisul	7	1,0000	0,2577	0,7423	0,5971	0,9257
BMG	8	0,5679	0,1169	0,4510	0,3831	0,5382
Santander	9	1,0000	0,2374	0,7626	0,6289	0,9109
Citibank	10	0,3204	0,0704	0,2500	0,2154	0,2978
Credit Suisse	11	0,2777	0,0470	0,2307	0,2047	0,2607
Paraná Banco	12	0,6310	0,1329	0,4981	0,4148	0,6199
PAN	13	0,8678	0,1393	0,7285	0,6380	0,8315
Societe Generale	14	0,0603	0,0146	0,0457	0,0381	0,0548
Sofisa	15	0,9504	0,1711	0,7793	0,6693	0,8746
BRB	16	1,0000	0,2182	0,7818	0,6612	0,9398
CCB	17	0,5797	0,1396	0,4401	0,3836	0,5105
ABC-Brasil	18	1,0000	0,2430	0,7570	0,6307	0,8837
Banco do Brasil	19	1,0000	0,2133	0,7867	0,6512	1,1467
BTG Pactual	20	0,5717	0,0928	0,4789	0,4156	0,5500
John Deere	21	1,0000	0,3664	0,6336	0,4817	0,7501
Fator	22	0,7357	0,0545	0,6811	0,6119	0,7720
Pine	23	1,0000	0,1773	0,8227	0,7099	0,9412
Socopa	24	0,3171	0,0383	0,2788	0,2529	0,3035
Indusval	25	0,2999	0,0506	0,2494	0,2174	0,2971
Omni	26	0,4027	0,0771	0,3256	0,2756	0,3977
Industrial do Brasil	27	0,7836	0,1590	0,6245	0,5400	0,7203
Votorantim	28	1,0000	0,1775	0,8225	0,7087	0,9885
Ing	29	0,4565	0,0985	0,3579	0,3133	0,4109
Bofa Merrill Lynch	30	0,6088	0,1307	0,4781	0,4017	0,5767
Alfa	31	0,4121	0,0963	0,3158	0,2575	0,3975
Morgan Stanley	32	0,2418	0,0338	0,2080	0,1844	0,2361
Rendimento	33	0,6164	0,0748	0,5417	0,4891	0,6043
BNP Paribas	34	0,3573	0,0784	0,2788	0,2436	0,3253
Mizuho	35	0,6801	0,1365	0,5436	0,4612	0,6360
Bancoob	36	1,0000	0,2761	0,7239	0,5720	0,9422
Original	37	0,5312	0,0745	0,4568	0,4143	0,5186
Caixa Geral	38	0,2233	0,0475	0,1758	0,1521	0,2020
Brasil Plural	39	0,4010	0,0189	0,3822	0,3485	0,4261
Intermedium	40	0,8518	0,1237	0,7282	0,6567	0,8436
Ourinvest	41	0,2481	0,0251	0,2230	0,2037	0,2512
Agiplan	42	0,2869	0,0474	0,2395	0,2101	0,2809
Modal	43	0,5408	0,0829	0,4579	0,4102	0,5474
Daycoval	44	0,5707	0,1089	0,4618	0,3917	0,5420
Bocom	45	0,4496	0,1067	0,3429	0,2950	0,4014
Crefisa	46	0,3961	0,0916	0,3045	0,2539	0,3702
Bonsucesso	47	0,4349	0,0555	0,3794	0,3404	0,4554

Continua na próxima página.

Banco	DMU	Eff	Viés	Eff corrigida	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
CEF	48	1,0000	0,2839	0,7161	0,5716	0,9975
Ribeirão Preto	49	0,8991	0,1881	0,7110	0,6062	0,8506
Semear	50	0,7080	0,1086	0,5994	0,5316	0,6809
Rabobank Brasil	51	1,0000	0,3367	0,6633	0,5080	0,8078
Cooperativo Sicredi	52	1,0000	0,2360	0,7640	0,6296	0,9460
Keb Hana do Brasil	53	0,5823	0,1283	0,4540	0,3900	0,5414
ABN AMRO	54	0,1468	0,0388	0,1080	0,0873	0,1298
Cargill	55	1,0000	0,2998	0,7002	0,5762	0,8242
Inbursa	56	1,0000	0,3895	0,6105	0,4765	0,7312
Banco da Amazonia	57	0,3357	0,0471	0,2886	0,2634	0,3427
Banco do Estado do Pará	58	1,0000	0,2018	0,7982	0,6915	0,9590
Banco do Nordeste	59	0,2762	0,0528	0,2234	0,1903	0,2661
Topazio	60	0,6580	0,0821	0,5759	0,5168	0,6490
Banco da China Brasil	61	0,6110	0,1295	0,4814	0,4056	0,6083
Banco do Sergipe	62	1,0000	0,2145	0,7855	0,6912	0,8975
Capital	63	1,0000	0,2925	0,7075	0,5578	0,9695
Woori Bank do Brasil	64	1,0000	0,2404	0,7596	0,6436	0,9240
Triangulo	65	0,4522	0,0533	0,3989	0,3623	0,4465
ICBC do Brasil	66	0,2590	0,0507	0,2083	0,1799	0,2482
Commerzbank Brasil	67	0,1897	0,0485	0,1413	0,1182	0,1709
Scotiabank Brasil	68	0,2742	0,0777	0,1965	0,1559	0,2399
Guanabara	69	1,0000	0,2478	0,7522	0,6080	0,9652
Banco de La Nacion	70	0,5878	0,1526	0,4352	0,3506	0,5618
Cedula	71	1,0000	0,2557	0,7443	0,6074	0,9555
Rodobens	72	0,6794	0,1448	0,5346	0,4457	0,6249
Arbi	73	0,7535	0,1415	0,6121	0,5296	0,7372
Intesa SanPaolo	74	0,2999	0,0780	0,2220	0,1847	0,2734
Fibra	75	1,0000	0,1787	0,8213	0,7057	0,9295
Luso Brasileiro	76	0,6978	0,1148	0,5830	0,5112	0,6675
MUFG Brasil	77	0,6980	0,1353	0,5627	0,4892	0,6397
Sumimoto Mitsui Brasil	78	1,0000	0,2439	0,7561	0,6362	0,8444
Deutsche Bank	79	0,5481	0,0933	0,4548	0,3974	0,5169
Novo Banco	80	0,9724	0,1156	0,8568	0,7810	0,9542
AJ. Renner	81	0,6841	0,0900	0,5941	0,5387	0,6767

Tabela A.II: Eficiência do modelo BCC para o modelo de produção - Base 1.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,3916	0,0319	0,3597	0,3344	0,3991
2	0,4450	0,0478	0,3972	0,3675	0,4377
3	0,3539	0,0496	0,3043	0,2728	0,3641
4	0,2385	0,0459	0,1926	0,1644	0,2472
5	0,5221	0,0373	0,4847	0,4563	0,5275
6	0,4914	0,0903	0,4011	0,3532	0,4703
7	0,8632	0,0865	0,7767	0,7216	0,8379
8	0,4405	0,0719	0,3686	0,3202	0,4326
9	0,4189	0,0566	0,3623	0,3263	0,4081
10	0,2270	0,0383	0,1887	0,1677	0,2171
11	0,1363	0,0289	0,1075	0,0928	0,1285
12	0,6232	0,1036	0,5196	0,4517	0,6302
13	0,4523	0,0634	0,3889	0,3505	0,4492
14	0,0508	0,0116	0,0393	0,0335	0,0475
15	0,7913	0,0996	0,6917	0,6264	0,8004
16	0,9668	0,0791	0,8877	0,8348	0,9674
17	0,3685	0,0837	0,2848	0,2447	0,3363
18	0,4908	0,1218	0,3691	0,3155	0,4447
19	0,4516	0,0669	0,3846	0,3472	0,4487
20	0,3051	0,0548	0,2503	0,2179	0,2997
21	1,0000	0,3368	0,6632	0,5148	0,7833
22	0,6300	0,0821	0,5478	0,4954	0,6318
23	0,5878	0,1051	0,4827	0,4221	0,5822
24	0,3170	0,0289	0,2881	0,2694	0,3129
25	0,2814	0,0439	0,2375	0,2085	0,2762
26	0,3909	0,0675	0,3234	0,2834	0,3805
27	0,5375	0,1070	0,4306	0,3636	0,5369
28	0,3171	0,0677	0,2494	0,2080	0,3153
29	0,3662	0,0783	0,2879	0,2497	0,3294
30	0,5304	0,0670	0,4634	0,4195	0,5346
31	0,4032	0,0755	0,3277	0,2792	0,3913
32	0,2159	0,0250	0,1908	0,1750	0,2196
33	0,5493	0,0580	0,4913	0,4544	0,5348
34	0,2577	0,0341	0,2236	0,2024	0,2658
35	0,4529	0,0939	0,3589	0,3035	0,4427
36	1,0000	0,3014	0,6986	0,5452	0,8829
37	0,5011	0,0375	0,4637	0,4373	0,5045
38	0,1780	0,0356	0,1424	0,1237	0,1659
39	0,3454	0,0357	0,3097	0,2888	0,3471
40	0,8469	0,0688	0,7780	0,7355	0,8633
41	0,2248	0,0256	0,1992	0,1820	0,2247
42	0,2774	0,0359	0,2415	0,2188	0,2818
43	0,5194	0,0719	0,4476	0,4071	0,5196
44	0,2923	0,0639	0,2284	0,1930	0,2814
45	0,4324	0,0738	0,3586	0,3177	0,4343
46	0,3393	0,0845	0,2548	0,2076	0,3060
47	0,4176	0,0500	0,3676	0,3321	0,4265

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
48	0,7834	0,0768	0,7066	0,6554	0,7912
49	0,8970	0,1433	0,7537	0,6674	0,9244
50	0,7075	0,0812	0,6263	0,5776	0,6954
51	0,6316	0,1906	0,4410	0,3449	0,5531
52	0,9840	0,2220	0,7621	0,6334	0,9504
53	0,3644	0,0776	0,2869	0,2548	0,3469
54	0,1040	0,0294	0,0746	0,0610	0,0910
55	1,0000	0,2724	0,7276	0,6173	0,8493
56	1,0000	0,4071	0,5929	0,4468	0,6952
57	0,3164	0,0241	0,2924	0,2760	0,3208
58	1,0000	0,0849	0,9151	0,8685	0,9997
59	0,2450	0,0177	0,2273	0,2142	0,2481
60	0,6573	0,0626	0,5946	0,5544	0,6491
61	0,5530	0,1235	0,4295	0,3589	0,5211
62	0,9666	0,1155	0,8511	0,7738	0,9387
63	0,8947	0,1266	0,7681	0,6972	0,8929
64	1,0000	0,2196	0,7804	0,6887	0,8735
65	0,4521	0,0322	0,4199	0,3950	0,4577
66	0,1812	0,0387	0,1425	0,1238	0,1634
67	0,1880	0,0340	0,1540	0,1325	0,1893
68	0,2569	0,0702	0,1867	0,1564	0,2238
69	1,0000	0,2497	0,7503	0,6130	0,8894
70	0,0299	0,0077	0,0223	0,0184	0,0267
71	0,3072	0,0611	0,2460	0,2092	0,3047
72	0,5885	0,1156	0,4730	0,4181	0,5604
73	0,7375	0,0924	0,6452	0,5861	0,7265
74	0,1260	0,0355	0,0905	0,0726	0,1118
75	0,4728	0,0997	0,3732	0,3121	0,4534
76	0,6978	0,0784	0,6194	0,5729	0,6916
77	0,3534	0,0734	0,2800	0,2344	0,3462
78	0,6416	0,1249	0,5167	0,4371	0,6498
79	0,3475	0,0659	0,2816	0,2426	0,3350
80	0,9701	0,0671	0,9030	0,8562	0,9853
81	0,6840	0,0624	0,6216	0,5761	0,6850

Tabela A.12: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 1.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,8310	0,1520	0,6790	0,5834	0,8519
2	1,0000	0,2154	0,7846	0,6507	1,0062
3	0,8985	0,1738	0,7247	0,6110	0,8953
4	0,6868	0,0940	0,5928	0,5352	0,7255
5	0,6877	0,1057	0,5821	0,5153	0,6770
6	0,9713	0,1557	0,8155	0,7138	1,0446
7	1,0000	0,3072	0,6928	0,5379	0,8632
8	0,8187	0,1020	0,7167	0,6496	0,8478
9	1,0000	0,2424	0,7576	0,6239	0,9324
10	0,3966	0,0661	0,3304	0,2906	0,4192
11	0,2817	0,0501	0,2316	0,2061	0,2724
12	1,0000	0,1907	0,8093	0,6920	0,9669
13	0,9938	0,1244	0,8693	0,7840	1,0087
14	0,1097	0,0200	0,0897	0,0769	0,1047
15	1,0000	0,1816	0,8184	0,7035	0,9779
16	1,0000	0,2537	0,7463	0,6056	0,9102
17	0,7526	0,1783	0,5743	0,4824	0,7147
18	1,0000	0,2956	0,7044	0,5532	0,8635
19	1,0000	0,3299	0,6701	0,5176	0,8349
20	0,5942	0,0934	0,5008	0,4343	0,6098
22	0,8545	0,1233	0,7312	0,6440	0,8636
23	1,0000	0,1827	0,8173	0,6995	0,9893
24	0,3379	0,0469	0,2910	0,2563	0,3357
25	0,4118	0,0591	0,3527	0,3127	0,3994
26	0,7242	0,0988	0,6253	0,5643	0,7389
27	1,0000	0,1602	0,8398	0,7258	1,0096
28	1,0000	0,1992	0,8008	0,6714	0,9637
29	0,6170	0,1137	0,5033	0,4421	0,6139
30	0,7892	0,1480	0,6412	0,5584	0,7571
31	1,0000	0,1448	0,8552	0,7567	0,9647
32	0,2447	0,0424	0,2022	0,1742	0,2349
33	0,6314	0,0971	0,5343	0,4707	0,6396
34	0,6226	0,0724	0,5502	0,5119	0,6164
35	0,8726	0,1448	0,7278	0,6426	0,8741
37	0,5797	0,0818	0,4979	0,4374	0,5803
38	0,3025	0,0574	0,2451	0,2112	0,2855
39	0,5279	0,0768	0,4511	0,4064	0,5130
40	1,0000	0,1697	0,8303	0,7115	0,9484
41	0,4971	0,0789	0,4182	0,3631	0,5181
42	0,4207	0,0587	0,3620	0,3267	0,4139
43	0,7277	0,0946	0,6331	0,5629	0,7298
44	0,8459	0,1216	0,7243	0,6364	0,8855
45	0,8875	0,1342	0,7533	0,6646	0,8575
46	0,8502	0,0979	0,7523	0,6828	0,9271
47	0,5601	0,0704	0,4897	0,4409	0,5649
49	1,0000	0,2170	0,7830	0,6509	1,0376
50	0,9356	0,1116	0,8240	0,7459	0,9381

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
52	1,0000	0,2073	0,7927	0,6633	1,1360
53	0,6556	0,1312	0,5244	0,4489	0,6192
54	0,3108	0,0568	0,2540	0,2192	0,3013
57	0,3546	0,0532	0,3014	0,2700	0,3633
58	1,0000	0,2184	0,7816	0,6654	0,9348
59	0,3124	0,0619	0,2505	0,2120	0,3040
60	0,7721	0,1035	0,6686	0,6070	0,7615
61	0,9736	0,1811	0,7925	0,6806	0,9468
62	1,0000	0,2241	0,7759	0,6455	0,9132
64	1,0000	0,2879	0,7121	0,5667	0,8742
65	0,5126	0,0612	0,4514	0,4091	0,5101
66	0,2859	0,0618	0,2241	0,1897	0,2728
67	0,4166	0,0762	0,3404	0,2918	0,4301
68	0,6300	0,1448	0,4853	0,4137	0,5711
70	1,0000	0,2529	0,7471	0,6076	0,8942
71	1,0000	0,2332	0,7668	0,6325	1,0186
72	1,0000	0,1788	0,8212	0,7061	0,9860
73	1,0000	0,2187	0,7813	0,6450	1,0262
74	0,6125	0,1154	0,4972	0,4318	0,5707
75	1,0000	0,1682	0,8318	0,7187	1,0259
76	0,9107	0,1248	0,7858	0,7004	0,9056
77	0,7552	0,1200	0,6353	0,5661	0,7655
78	1,0000	0,2431	0,7569	0,6147	0,8947
79	0,6235	0,0971	0,5264	0,4591	0,6131
80	1,0000	0,2059	0,7941	0,6898	0,9002
81	0,8070	0,1055	0,7015	0,6398	0,7990

Tabela A.13: Eficiência do modelo BCC para o modelo de Produção - Base 2.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,4918	0,0474	0,4444	0,4128	0,4912
2	0,5890	0,0578	0,5312	0,4934	0,5750
3	0,4600	0,0824	0,3776	0,3230	0,4588
4	0,3554	0,0609	0,2945	0,2412	0,3552
5	0,5567	0,0619	0,4948	0,4482	0,5443
6	0,5494	0,1158	0,4337	0,3653	0,5256
7	0,9378	0,0982	0,8396	0,7814	0,9480
8	0,6403	0,0915	0,5487	0,4818	0,6505
9	0,6026	0,0697	0,5329	0,4973	0,5841
10	0,2977	0,0413	0,2564	0,2330	0,2944
11	0,2478	0,0369	0,2109	0,1898	0,2374
12	1,0000	0,1614	0,8386	0,7325	0,9581
13	0,6646	0,0866	0,5780	0,5191	0,6646
14	0,1033	0,0194	0,0839	0,0721	0,0978
15	1,0000	0,1383	0,8617	0,7692	0,9786
16	1,0000	0,1532	0,8468	0,7596	0,9418
17	0,7525	0,1343	0,6182	0,5385	0,7213
18	1,0000	0,2315	0,7685	0,6682	0,8852
19	0,6715	0,1003	0,5711	0,5122	0,6533
20	0,3929	0,0704	0,3225	0,2822	0,3966
22	0,8224	0,0845	0,7379	0,6720	0,8451
23	0,9153	0,1402	0,7750	0,6812	0,8793
24	0,3275	0,0407	0,2868	0,2598	0,3239
25	0,2918	0,0543	0,2374	0,2017	0,2919
26	0,6819	0,0935	0,5884	0,5239	0,6739
27	1,0000	0,1748	0,8252	0,7158	0,9670
28	0,7821	-0,0052	0,7873	0,6813	0,9606
29	0,4921	0,1042	0,3879	0,3297	0,4418
30	0,5627	0,0814	0,4813	0,4256	0,5697
31	0,5828	0,0955	0,4873	0,4257	0,5891
32	0,2387	0,0291	0,2096	0,1885	0,2416
33	0,6254	0,0731	0,5523	0,5076	0,6212
34	0,3587	0,0516	0,3072	0,2773	0,3541
35	0,6283	0,1469	0,4814	0,4080	0,5598
37	0,5387	0,0547	0,4840	0,4485	0,5376
38	0,2858	0,0432	0,2426	0,2195	0,2780
39	0,4748	0,0425	0,4324	0,3998	0,4882
40	0,9006	0,1292	0,7713	0,6828	0,8751
41	0,3500	0,0303	0,3197	0,2953	0,3645
42	0,4182	0,0498	0,3685	0,3366	0,4165
43	0,5676	0,0840	0,4837	0,4243	0,6042
44	0,6228	0,0846	0,5382	0,4834	0,6201
45	0,7182	0,1100	0,6082	0,5401	0,7046
46	0,8391	0,1015	0,7376	0,6716	0,8732
47	0,4359	0,0636	0,3723	0,3303	0,4671
49	1,0000	0,2338	0,7662	0,6245	0,9256
50	0,9262	0,0823	0,8440	0,7830	0,9109

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
52	1,0000	0,2504	0,7496	0,6124	0,9922
53	0,4713	0,0977	0,3736	0,3237	0,4472
54	0,3074	0,0558	0,2516	0,2188	0,3016
57	0,3278	0,0371	0,2907	0,2725	0,3226
58	1,0000	0,1577	0,8423	0,7344	0,9411
59	0,2591	0,0278	0,2313	0,2131	0,2549
60	0,7720	0,0719	0,7000	0,6536	0,7740
61	0,7755	0,1874	0,5881	0,4818	0,6742
62	1,0000	0,1555	0,8445	0,7503	0,9655
64	1,0000	0,2884	0,7116	0,5861	0,8224
65	0,4836	0,0514	0,4322	0,3989	0,4874
66	0,2543	0,0518	0,2025	0,1766	0,2334
67	0,2473	0,0473	0,2000	0,1682	0,2338
68	0,6282	0,1284	0,4998	0,4297	0,5830
70	0,0705	0,0137	0,0568	0,0490	0,0667
71	0,4175	0,0665	0,3509	0,3066	0,4506
72	1,0000	0,1712	0,8288	0,7159	0,9611
73	0,7682	0,1151	0,6531	0,5729	0,7770
74	0,3881	0,0683	0,3199	0,2759	0,3785
75	0,8649	0,1469	0,7180	0,6318	0,8235
76	0,9091	0,0976	0,8116	0,7469	0,9102
77	0,5321	0,1095	0,4225	0,3656	0,4954
78	1,0000	0,2100	0,7900	0,7062	0,8918
79	0,5216	0,0953	0,4262	0,3736	0,4866
80	1,0000	0,1248	0,8752	0,7916	0,9686
81	0,7823	0,0883	0,6940	0,6373	0,7680

Tabela A.14: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 2.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,8462	0,1406	0,7055	0,6143	0,9010
2	1,0000	0,1948	0,8052	0,6836	1,0228
3	0,9016	0,1817	0,7200	0,6066	0,9098
4	0,7147	0,1451	0,5696	0,4841	0,6942
5	0,7676	0,1010	0,6666	0,5983	0,7677
6	1,0000	0,2720	0,7280	0,5845	0,8692
8	1,0000	0,1873	0,8127	0,6962	0,9815
10	0,5918	0,1158	0,4759	0,4084	0,5661
11	0,2886	0,0578	0,2308	0,1950	0,2746
12	1,0000	0,2173	0,7827	0,6483	0,9593
13	1,0000	0,1961	0,8039	0,6768	0,9611
14	0,1138	0,0212	0,0926	0,0800	0,1086
15	1,0000	0,1876	0,8124	0,6881	0,9896
16	1,0000	0,2888	0,7112	0,5715	0,8303
17	0,7530	0,1690	0,5841	0,4831	0,7474
18	1,0000	0,2863	0,7137	0,5716	0,8820
19	1,0000	0,3229	0,6771	0,5393	0,8696
20	1,0000	0,1793	0,8207	0,7052	0,9522
22	0,8545	0,1329	0,7216	0,6326	0,8455
23	1,0000	0,1992	0,8008	0,6842	0,9810
24	0,3379	0,0475	0,2903	0,2560	0,3259
25	0,4303	0,0607	0,3697	0,3274	0,4147
26	0,7662	0,1142	0,6520	0,5725	0,7790
27	1,0000	0,1818	0,8182	0,6983	0,9625
29	0,8611	0,1240	0,7371	0,6755	0,8223
30	0,9357	0,1888	0,7469	0,6277	0,8923
31	1,0000	0,1590	0,8410	0,7317	0,9870
32	0,2447	0,0445	0,2001	0,1737	0,2293
33	0,6314	0,0976	0,5338	0,4691	0,6237
34	0,6226	0,0866	0,5360	0,4866	0,6099
35	0,9517	0,1425	0,8092	0,7204	0,9477
37	0,5798	0,0806	0,4992	0,4440	0,5770
38	0,3384	0,0645	0,2739	0,2344	0,3242
39	0,5279	0,0706	0,4573	0,4050	0,5252
40	1,0000	0,1738	0,8262	0,7144	0,9434
41	0,4971	0,0739	0,4232	0,3718	0,5241
42	0,4814	0,0671	0,4144	0,3718	0,4784
43	0,7870	0,0882	0,6988	0,6324	0,8031
44	0,8902	0,1514	0,7389	0,6444	0,8928
45	0,9413	0,1328	0,8084	0,7166	0,9292
47	0,5976	0,0641	0,5335	0,4853	0,6045
49	1,0000	0,2249	0,7751	0,6400	1,0047
50	0,9557	0,1268	0,8289	0,7468	0,9250
53	1,0000	0,2073	0,7927	0,6665	0,9503
54	0,3108	0,0565	0,2543	0,2205	0,3140
57	0,3546	0,0589	0,2958	0,2595	0,3417
58	1,0000	0,2351	0,7649	0,6340	0,9074

Continúa na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
59	0,3695	0,0746	0,2949	0,2543	0,3427
60	0,7721	0,1019	0,6702	0,6042	0,7543
61	0,9780	0,1876	0,7905	0,6778	0,9491
62	1,0000	0,2437	0,7563	0,6197	0,8822
64	1,0000	0,2922	0,7078	0,5577	0,8728
65	0,5126	0,0552	0,4575	0,4150	0,5290
66	0,3253	0,0663	0,2590	0,2165	0,3378
67	0,4166	0,0750	0,3416	0,2960	0,4321
68	0,6300	0,1287	0,5014	0,4242	0,6103
70	1,0000	0,2766	0,7234	0,5770	0,8519
72	1,0000	0,2038	0,7962	0,6671	0,9634
73	1,0000	0,2085	0,7915	0,6643	1,0373
74	0,6125	0,1105	0,5020	0,4275	0,5929
75	1,0000	0,1722	0,8278	0,7100	0,9811
76	0,9283	0,1301	0,7982	0,7068	0,9078
77	0,7817	0,1209	0,6607	0,5769	0,8009
79	0,6235	0,1017	0,5218	0,4728	0,5794
80	1,0000	0,1975	0,8025	0,6908	0,9272
81	0,8070	0,0950	0,7119	0,6425	0,8074

Tabela A.15: Eficiência do modelo BCC para o modelo de Produção - Base 3.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,4956	0,0527	0,4429	0,4077	0,4947
2	0,6017	0,0616	0,5402	0,5018	0,5971
3	0,4791	0,0750	0,4041	0,3524	0,4892
4	0,3238	0,0652	0,2586	0,2183	0,3105
5	0,5567	0,0611	0,4956	0,4522	0,5463
6	0,5494	0,1170	0,4324	0,3650	0,5038
8	0,8986	0,0979	0,8007	0,7353	0,9271
10	0,3059	0,0434	0,2625	0,2360	0,3015
11	0,2553	0,0369	0,2184	0,1963	0,2463
12	1,0000	0,1967	0,8033	0,6822	0,9167
13	0,7584	0,1048	0,6536	0,5826	0,7408
14	0,1036	0,0196	0,0840	0,0736	0,0968
15	1,0000	0,1493	0,8507	0,7625	0,9437
16	1,0000	0,1548	0,8452	0,7537	0,9210
17	0,7524	0,1386	0,6139	0,5396	0,7008
18	1,0000	0,2209	0,7791	0,6545	0,9008
19	0,6961	0,0994	0,5967	0,5408	0,6602
20	0,6710	0,0785	0,5925	0,5435	0,6908
22	0,8224	0,0814	0,7410	0,6847	0,8346
23	0,9470	0,1388	0,8082	0,7237	0,9070
24	0,3275	0,0409	0,2866	0,2585	0,3176
25	0,2918	0,0516	0,2402	0,2087	0,2896
26	0,6859	0,1132	0,5728	0,4972	0,6933
27	1,0000	0,1745	0,8255	0,7239	0,9628
29	0,6246	0,0979	0,5267	0,4615	0,6285
30	0,5627	0,0766	0,4861	0,4411	0,5639
31	0,5828	0,0944	0,4884	0,4296	0,5799
32	0,2387	0,0273	0,2114	0,1946	0,2423
33	0,6254	0,0709	0,5545	0,5044	0,6266
34	0,3661	0,0528	0,3134	0,2835	0,3554
35	0,6381	0,1418	0,4963	0,4189	0,5847
37	0,5387	0,0559	0,4828	0,4429	0,5295
38	0,3255	0,0502	0,2753	0,2550	0,3099
39	0,4748	0,0418	0,4331	0,4040	0,4830
40	0,9006	0,1264	0,7742	0,6934	0,8739
41	0,3500	0,0291	0,3209	0,2998	0,3585
42	0,4760	0,0554	0,4206	0,3819	0,4832
43	0,5676	0,0822	0,4854	0,4291	0,5829
44	0,6228	0,0929	0,5299	0,4672	0,6048
45	0,7330	0,1167	0,6163	0,5524	0,7028
47	0,4359	0,0589	0,3770	0,3396	0,4561
49	1,0000	0,2242	0,7758	0,6397	0,9574
50	0,9430	0,0933	0,8498	0,7896	0,9295
53	0,7701	0,1049	0,6652	0,6079	0,7671
54	0,3074	0,0532	0,2542	0,2228	0,3035
57	0,3278	0,0360	0,2918	0,2643	0,3184
58	1,0000	0,1612	0,8388	0,7497	0,9196

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
59	0,2591	0,0278	0,2313	0,2118	0,2545
60	0,7720	0,0749	0,6970	0,6547	0,7571
61	0,7873	0,1801	0,6072	0,5175	0,6994
62	1,0000	0,1484	0,8516	0,7567	0,9633
64	1,0000	0,2834	0,7166	0,5732	0,8198
65	0,4836	0,0534	0,4302	0,3932	0,4735
66	0,3013	0,0498	0,2515	0,2217	0,2967
67	0,2473	0,0478	0,1995	0,1689	0,2291
68	0,6282	0,1228	0,5054	0,4445	0,5978
70	0,0705	0,0132	0,0572	0,0496	0,0679
72	1,0000	0,1990	0,8010	0,6948	0,9375
73	0,7682	0,1063	0,6619	0,5876	0,7654
74	0,3881	0,0660	0,3222	0,2817	0,3859
75	0,8655	0,1430	0,7225	0,6266	0,8434
76	0,9222	0,1113	0,8109	0,7445	0,9010
77	0,5456	0,1061	0,4394	0,3727	0,5254
79	0,5216	0,0973	0,4243	0,3697	0,4681
80	1,0000	0,1258	0,8742	0,8128	0,9647
81	0,7823	0,0912	0,6911	0,6274	0,7622

Tabela A.16: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 3.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,8502	0,1221	0,7281	0,6465	0,8865
2	1,0000	0,1937	0,8063	0,6821	1,0513
3	0,9222	0,1244	0,7978	0,7070	1,0634
4	0,7672	0,1331	0,6341	0,5567	0,7983
5	0,9590	0,0961	0,8629	0,7956	0,9488
6	1,0000	0,2073	0,7927	0,6622	1,0237
8	1,0000	0,1748	0,8252	0,7188	1,0058
10	0,5918	0,0965	0,4953	0,4340	0,5858
11	0,3569	0,0605	0,2963	0,2576	0,3485
12	1,0000	0,1685	0,8315	0,7171	1,0992
13	1,0000	0,1860	0,8140	0,6925	0,9854
14	0,1244	0,0211	0,1033	0,0920	0,1183
15	1,0000	0,1847	0,8153	0,6987	1,0396
17	1,0000	0,2356	0,7644	0,6338	0,8824
19	1,0000	0,2555	0,7445	0,6010	0,9999
20	1,0000	0,1662	0,8338	0,7190	1,0058
22	1,0000	0,1504	0,8496	0,7439	0,9864
24	0,4530	0,0462	0,4068	0,3715	0,4417
25	0,4749	0,0561	0,4188	0,3792	0,4749
26	0,7662	0,0976	0,6686	0,5980	0,8250
27	1,0000	0,1977	0,8023	0,6825	1,0056
29	0,9212	0,1365	0,7847	0,7011	0,8898
30	1,0000	0,2193	0,7807	0,6502	0,9401
31	1,0000	0,1338	0,8662	0,7675	0,9934
32	0,4021	0,0369	0,3651	0,3426	0,4017
33	1,0000	0,0844	0,9156	0,8515	0,9993
34	0,6226	0,0760	0,5466	0,4983	0,6023
35	1,0000	0,1963	0,8037	0,7037	0,9244
37	0,7225	0,0807	0,6418	0,5846	0,7381
38	0,4430	0,0803	0,3627	0,3144	0,4177
39	0,5892	0,0773	0,5120	0,4578	0,5972
40	1,0000	0,1860	0,8140	0,6989	0,9614
41	0,4971	0,0718	0,4253	0,3737	0,5215
42	0,5107	0,0579	0,4528	0,4094	0,5319
43	0,8623	0,0939	0,7684	0,6991	0,8769
44	1,0000	0,1261	0,8739	0,7798	0,9964
45	0,9170	0,1310	0,7860	0,7048	0,8982
47	0,6940	0,0600	0,6340	0,5880	0,7190
49	1,0000	0,1958	0,8042	0,6739	1,0907
50	1,0000	0,1621	0,8379	0,7318	0,9453
53	1,0000	0,2670	0,7330	0,5914	0,8572
54	0,3391	0,0575	0,2816	0,2444	0,3307
57	0,5034	0,0577	0,4458	0,4065	0,5068
59	0,5329	0,0602	0,4728	0,4322	0,5346
60	0,8378	0,1143	0,7234	0,6499	0,8157
61	1,0000	0,2648	0,7352	0,6032	0,8463
65	0,5632	0,0665	0,4967	0,4469	0,5674

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
66	0,5188	0,0925	0,4263	0,3676	0,4962
67	0,4166	0,0761	0,3405	0,2955	0,4157
68	0,8825	0,1485	0,7340	0,6446	0,8618
70	1,0000	0,2759	0,7241	0,5842	0,8874
72	1,0000	0,1763	0,8237	0,7052	1,0308
73	1,0000	0,2190	0,7810	0,6453	1,0342
74	0,6125	0,1165	0,4960	0,4228	0,5941
76	0,9667	0,1303	0,8364	0,7395	0,9671
77	1,0000	0,1551	0,8449	0,7634	0,9700
79	0,7133	0,1067	0,6065	0,5439	0,7323
80	1,0000	0,2315	0,7685	0,6437	0,8452
81	0,8286	0,1114	0,7172	0,6341	0,8188

Tabela A.17: Eficiência do modelo BCC para o modelo de Produção - Base 4.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,4956	0,0582	0,4374	0,3936	0,5002
2	0,6017	0,0723	0,5294	0,4787	0,6096
3	0,4862	0,0782	0,4080	0,3553	0,4877
4	0,4312	0,1020	0,3292	0,2708	0,3946
5	0,5567	0,0733	0,4834	0,4352	0,5353
6	0,9694	0,1223	0,8471	0,7317	1,0613
8	1,0000	0,1124	0,8876	0,8144	0,9963
10	0,3961	0,0612	0,3349	0,2940	0,3949
11	0,2976	0,0554	0,2421	0,2121	0,2807
12	1,0000	0,1886	0,8114	0,6910	0,9434
13	0,8350	0,1060	0,7289	0,6634	0,8281
14	0,1224	0,0181	0,1043	0,0917	0,1178
15	1,0000	0,2005	0,7995	0,6732	0,9466
17	0,8792	0,1266	0,7526	0,6775	0,8512
19	0,7302	0,1185	0,6117	0,5307	0,7233
20	0,7808	0,0934	0,6874	0,6244	0,7796
22	1,0000	0,1403	0,8597	0,7657	0,9741
24	0,4027	0,0446	0,3581	0,3254	0,3909
25	0,4695	0,0694	0,4001	0,3532	0,4731
26	0,6859	0,1021	0,5838	0,5140	0,6966
27	1,0000	0,2199	0,7801	0,6461	0,9335
29	0,9111	0,1220	0,7891	0,7060	0,9449
30	1,0000	-0,0684	1,0684	0,8843	1,2667
31	0,5828	0,0956	0,4872	0,4290	0,5728
32	0,3127	0,0431	0,2696	0,2416	0,2983
33	0,7996	0,0833	0,7163	0,6554	0,8067
34	0,3661	0,0521	0,3141	0,2833	0,3497
35	1,0000	0,2039	0,7961	0,6896	0,9325
37	0,5744	0,0612	0,5132	0,4747	0,5650
38	0,3976	0,0600	0,3376	0,3003	0,3974
39	0,5834	0,0617	0,5218	0,4770	0,6101
40	0,9166	0,1256	0,7910	0,7013	0,8810
41	0,4265	0,0468	0,3797	0,3444	0,4443
42	0,5098	0,0581	0,4518	0,4089	0,5106
43	0,8604	0,1068	0,7537	0,6760	0,8810
44	0,6384	0,0893	0,5490	0,4953	0,6387
45	0,7439	0,1129	0,6310	0,5749	0,7206
47	0,6760	0,0668	0,6092	0,5648	0,6842
49	1,0000	0,2262	0,7738	0,6526	0,9297
50	1,0000	0,1126	0,8874	0,8009	1,0262
53	1,0000	0,1443	0,8557	0,7810	0,9609
54	0,3164	0,0575	0,2589	0,2246	0,3054
57	0,3648	0,0424	0,3224	0,2979	0,3549
59	0,2852	0,0318	0,2534	0,2313	0,2794
60	0,8285	0,0927	0,7358	0,6760	0,8181
61	1,0000	0,2747	0,7253	0,6138	0,8333
65	0,5137	0,0517	0,4621	0,4239	0,5152

Continua na próxima página.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
66	0,4390	0,0634	0,3756	0,3332	0,4466
67	0,2473	0,0475	0,1998	0,1725	0,2326
68	0,6867	0,1314	0,5553	0,4835	0,6419
70	0,0723	0,0140	0,0583	0,0504	0,0688
72	1,0000	0,1774	0,8226	0,7154	0,9992
73	1,0000	0,1688	0,8312	0,7199	0,9347
74	0,3953	0,0714	0,3238	0,2809	0,3862
76	0,9222	0,1360	0,7861	0,6963	0,9251
77	0,8051	0,1563	0,6488	0,5712	0,7644
79	0,6377	0,1326	0,5051	0,4386	0,5822
80	1,0000	0,1500	0,8500	0,7829	0,9372
81	0,8197	0,1070	0,7127	0,6406	0,8006

Tabela A.18: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 4.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,7126	0,1359	0,5767	0,4909	0,6796
2	1,0000	0,1868	0,8132	0,6938	1,0065
3	0,6778	0,1168	0,5610	0,4821	0,6950
4	0,6868	0,0897	0,5971	0,5398	0,7262
5	0,6331	0,1181	0,5150	0,4476	0,5845
6	0,9897	0,1343	0,8554	0,7681	1,0123
7	1,0000	0,3553	0,6447	0,5402	0,7007
8	0,7578	0,0917	0,6660	0,6058	0,7500
9	1,0000	0,2660	0,7340	0,6547	0,8990
10	0,3966	0,0639	0,3326	0,2953	0,3904
12	1,0000	0,1849	0,8151	0,6948	0,9435
13	0,9337	0,1030	0,8307	0,7619	0,9372
15	1,0000	0,1626	0,8374	0,7289	1,0068
16	1,0000	0,2974	0,7026	0,5742	0,7863
17	0,7528	0,1747	0,5781	0,4854	0,6898
18	1,0000	0,2723	0,7277	0,5767	0,8660
19	1,0000	0,3106	0,6894	0,5511	0,8076
20	0,5800	0,0888	0,4912	0,4370	0,5536
25	0,4552	0,0707	0,3844	0,3474	0,4363
28	1,0000	0,1612	0,8388	0,7266	0,9789
31	0,7972	0,1116	0,6856	0,6070	0,8133
33	0,6275	0,0957	0,5318	0,4676	0,6590
34	0,4893	0,0765	0,4128	0,3800	0,4565
37	0,5788	0,0880	0,4908	0,4357	0,5594
38	0,3604	0,0603	0,3001	0,2759	0,3380
40	1,0000	0,1472	0,8528	0,7476	1,0084
42	0,4254	0,0707	0,3548	0,3141	0,4100
47	0,6316	0,0749	0,5567	0,5045	0,6313
48	1,0000	0,3277	0,6723	0,5428	0,7879
49	1,0000	0,1991	0,8009	0,6758	1,0429
50	0,9618	0,1077	0,8541	0,7787	0,9761
52	1,0000	0,1433	0,8567	0,7554	1,1067
57	0,3546	0,0680	0,2866	0,2524	0,3196
58	1,0000	0,2610	0,7390	0,6245	0,8327
59	0,2820	0,0765	0,2055	0,1862	0,2271
60	0,8132	0,1038	0,7094	0,6402	0,8091
61	1,0000	0,2440	0,7560	0,6196	0,8792
62	1,0000	0,2819	0,7181	0,5937	0,7989
63	1,0000	0,2681	0,7319	0,5899	0,9198
66	0,4212	0,0723	0,3489	0,3072	0,3896
70	0,6135	0,1337	0,4797	0,4048	0,6086
74	0,5058	0,0999	0,4059	0,3578	0,4751
75	1,0000	0,1825	0,8175	0,6962	0,9634
76	0,9146	0,1128	0,8018	0,7176	0,9102
77	0,7552	0,1105	0,6447	0,5696	0,7665
78	1,0000	0,2331	0,7669	0,6278	0,9222
80	1,0000	0,1982	0,8018	0,7232	0,8885

Tabela A.19: Eficiência do modelo BCC para o modelo de Produção - Base 5.

DMU	Eff	Viés	Eff BTR	IC inf 2,5%	IC sup 97,5%
1	0,4918	0,0508	0,4410	0,4055	0,4892
2	0,5945	0,0569	0,5376	0,4936	0,5905
3	0,4640	0,0797	0,3843	0,3323	0,4731
4	0,3918	0,0986	0,2932	0,2461	0,3489
5	0,5567	0,0692	0,4875	0,4371	0,5484
6	0,8536	0,1395	0,7141	0,6287	0,8429
7	0,9419	0,1338	0,8081	0,7206	0,9126
8	0,6438	0,0857	0,5581	0,4987	0,6370
9	0,6026	0,0731	0,5295	0,4911	0,5743
10	0,3565	0,0573	0,2992	0,2691	0,3368
12	1,0000	0,1478	0,8522	0,7541	0,9686
13	0,6670	0,0806	0,5864	0,5353	0,6489
15	1,0000	0,1934	0,8066	0,6814	0,9059
16	1,0000	0,1542	0,8458	0,7519	0,9730
17	0,7525	0,1440	0,6085	0,5324	0,7147
18	1,0000	0,2513	0,7487	0,6289	0,8574
19	0,7058	0,1083	0,5975	0,5246	0,7152
20	0,3929	0,0664	0,3265	0,2856	0,4006
25	0,4487	0,0624	0,3862	0,3450	0,4478
28	0,6373	0,0891	0,5482	0,4928	0,6505
31	0,5885	0,0860	0,5024	0,4402	0,6144
33	0,6139	0,0910	0,5228	0,4647	0,5966
34	0,3598	0,0473	0,3126	0,2843	0,3552
37	0,5403	0,0656	0,4747	0,4259	0,5413
38	0,3084	0,0565	0,2519	0,2247	0,2855
40	0,9006	0,1285	0,7721	0,6858	0,8643
42	0,4211	0,0440	0,3771	0,3462	0,4272
47	0,6173	0,0694	0,5479	0,4994	0,6009
48	0,9117	0,1408	0,7709	0,6845	0,8890
49	1,0000	0,2244	0,7756	0,6397	0,9372
50	0,9346	0,1109	0,8237	0,7419	0,9188
52	1,0000	0,2339	0,7661	0,6273	0,9939
57	0,3278	0,0410	0,2868	0,2632	0,3247
58	1,0000	0,1624	0,8376	0,7438	0,9439
59	0,2594	0,0340	0,2254	0,2059	0,2580
60	0,8002	0,0862	0,7140	0,6628	0,7975
61	1,0000	0,2726	0,7274	0,6166	0,8195
62	1,0000	0,2049	0,7951	0,6813	0,8993
63	1,0000	0,2791	0,7209	0,5689	0,9641
66	0,3260	0,0664	0,2596	0,2221	0,2989
70	0,0705	0,0147	0,0558	0,0479	0,0672
74	0,3881	0,0764	0,3117	0,2646	0,3832
75	1,0000	0,1963	0,8037	0,6835	0,9449
76	0,9091	0,1187	0,7904	0,7088	0,8851
77	0,6533	0,1505	0,5028	0,4264	0,5908
78	1,0000	0,2833	0,7167	0,5823	0,8241
80	1,0000	0,1378	0,8622	0,7905	0,9621

Tabela A.20: Eficiência do modelo CCR para o modelo de Produção - Base 5.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Afriat, S. N. (1972, Oct). [Efficiency Estimation of Production Functions](#). *International Economic Review*, 13(3), 568–598.
(Citado 1 vez na página 11.)
- Aggelopoulos, E., & Georgopoulos, A. (2017). [Bank branch efficiency under environmental change: A bootstrap DEA on monthly profit and loss accounting statements of Greek retail branches](#). *European Journal of Operational Research*, 261(3), 1170–1188.
(Citado 5 vezes nas páginas 3, 32, 44, 77, e 79.)
- Aigner, D. J., & Chu, S. F. (1968). [On Estimating the Industry Production Function](#). *The American Economic Review*, 58(4), 826–839.
(Citado 1 vez na página 11.)
- Alhassan, A., & Tetteh, M. (2017). [Non-Interest Income and Bank Efficiency in Ghana: A Two-Stage DEA Bootstrap Approach](#). *Journal of African Business*, 18(1), 124–142.
(Citado 2 vezes nas páginas 33 e 62.)
- An, Q., Chen, H., Wu, J., & Liang, L. (2015). [Measuring slacks-based efficiency for commercial banks in China by using a two-stage DEA model with undesirable output](#). *Annals of Operations Research*, 235(1), 13–35.
(Citado 2 vezes nas páginas 30 e 78.)
- Andrezo, A. F. (1999). *Mercado financeiro: Aspectos históricos e conceituais* (1st ed.; A. F. Andrezo & I. S. Lima, Eds.). São Paulo: Pioneira.
(Citado 2 vezes nas páginas 72 e 74.)
- Assaf Neto, A. (2008). *Mercado financeiro* (8th ed.). São Paulo: Atlas.
(Citado 1 vez na página 72.)
- Assaf Neto, A., & Lima, F. G. (2010). *Fundamentos de administração financeira* (1st ed.). São Paulo: Atlas.
(Citado 1 vez na página 72.)
- Athanassopoulos, A. D., & Curram, S. P. (1996, Aug). [A Comparison of Data Envelopment Analysis and Artificial Neural Networks as Tools for Assessing the Efficiency of Decision Making Units](#). *Journal of the Operational Research Society*, 47(8), 1000–1016.
(Citado 1 vez na página 23.)
- Avkiran, N. K. (2009, Aug). [Opening the black box of efficiency analysis: An illustration with UAE banks](#). *Omega*, 37(4), 930–941.
(Citado 1 vez na página 22.)
- Azad, A., Kian-Teng, K., & Talib, M. (2017). [Unveiling black-box of bank efficiency: An adaptive network Data Envelopment Analysis approach](#). *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, 10(2), 149–169.
(Citado 1 vez na página 33.)
- Azadeh, A., Ghaderi, S., Mirjalili, M., & Moghaddam, M. (2011). [Integration of Analytic Hierarchy Process and Data Envelopment Analysis for assessment and optimization of personnel productivity in a large industrial bank](#). *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5212–5225.
(Citado 3 vezes nas páginas 23, 26, e 60.)
- Baer, W., & Nazmi, N. (2000, Mar). [Privatization and restructuring of banks in Brazil](#). *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 40(1), 3–24.
(Citado 2 vezes nas páginas 73 e 74.)
- Balcombe, K., Fraser, I., Latruffe, L., Rahman, M., & Smith, L. (2008). [An application of the DEA double bootstrap to examine sources of efficiency in Bangladesh rice farming](#). *Applied Economics*, 40(15), 1919–1925.

- (Citado 4 vezes nas páginas 92, 98, 105, e 107.)
 Banker, R. D. (1984, Jul). [Estimating most productive scale size using Data Envelopment Analysis](#). *European Journal of Operational Research*, 17(1), 35–44.
- (Citado 1 vez na página 43.)
 Banker, R. D., & Chang, H. (2006, Dec). [The super-efficiency procedure for outlier identification, not for ranking efficient units](#). *European Journal of Operational Research*, 175(2), 1311–1320.
- (Citado 4 vezes nas páginas 89, 99, 100, e 102.)
 Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984, Set). [Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis](#). *Management Science*, 30(9), 1078–1092.
- (Citado 4 vezes nas páginas 3, 12, 81, e 82.)
 Barros, C., & Assaf, A. (2009, October). [Bootstrapped efficiency measures of oil blocks in Angola](#). *Energy Policy*, 37(10), 4098–4103.
- (Citado 3 vezes nas páginas 3, 4, e 91.)
 Barth, W., & Staat, M. (2005). [Environmental variables and relative efficiency of bank branches: A DEA-bootstrap approach](#). *International Journal of Business Performance Management*, 7(3), 228–240.
- (Citado 3 vezes nas páginas 24, 25, e 46.)
 Beccalli, E., Casu, B., & Girardone, C. (2006). [Efficiency and stock performance in European banking](#). *Journal of Business Finance & Accounting*, 33(1-2), 245–262.
- (Citado 1 vez na página 10.)
 Benston, G. J. (1965, May). [Branch Banking and Economies of Scale](#). *The Journal of Finance*, 20(2), 312–331.
- (Citado 4 vezes nas páginas 4, 24, 43, e 85.)
 Berger, A. N., & Humphrey, D. B. (1997). [Efficiency of Financial Institutions: Internacional Survey and Directions for Future Research](#). *European Journal of Operational Research*, 98(2), 175–212.
- (Citado 6 vezes nas páginas 8, 9, 10, 43, 59, e 85.)
 Bogetoft, P., & Otto, L. (2014). [Benchmarking with DEA and SFA](#) [Computer software manual]. (R package version 0.24)
- (Citado 7 vezes nas páginas 8, 9, 89, 90, 91, 97, e 99.)
 Boles, J. N. (1966). [Efficiency Squared-Efficient Computation of Efficiency Indexes](#). *Proceedings of the Annual Meeting (Western Farm Economics Association)*, 39(1), 137–142.
- (Citado 1 vez na página 11.)
 Bressler, R. G. (1966). [The Measurement of Productivity Efficiency](#). *Proceedings of the Annual Meeting (Western Farm Economics Association)*, 39(1), 129–136.
- (Citado 1 vez na página 11.)
 Brockett, P., Charnes, A., Cooper, W., Huang, Z., & Sun, D. (1997). [Data transformations in DEA cone ratio envelopment approaches for monitoring bank performances](#). *European Journal of Operational Research*, 98(2), 250–268.
- (Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.)
 Casu, B., & Molyneux, P. (2003). [A comparative study of efficiency in European banking](#). *Applied Economics*, 35(17), 1865–1876.
- (Citado 1 vez na página 99.)
 Cavalcante, F., Misumi, J. Y., & Rudge, L. F. (2009). *Mercado de capitais: O que é, como funciona?* (7th ed.; F. Cavalcante, J. Y. Misumi, & L. F. Rudge, Eds.). São Paulo: Elsevier.
- (Citado 1 vez na página 72.)
 Ceretta, P. S., & Niederauer, C. A. P. (2001). [Rentabilidade e eficiência no setor bancário brasileiro](#). *Revista de Administração Contemporânea – RAC*, 5(3), 7–26.
- (Citado 1 vez na página 36.)
 Chao, C.-M., Yu, M.-M., & Wu, H.-N. (2015). [An application of the dynamic network DEA model: The case of banks in Taiwan](#). *Emerging Markets Finance and Trade*, 51(1), 133–151.
- (Citado 1 vez na página 30.)
 Charnes, A., Cooper, W., & Rhodes, E. (1978, Nov). [Measuring the efficiency of Decision Making Units](#). *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444.
- (Citado 7 vezes nas páginas 3, 7, 11, 12, 43, 79, e 80.)
 Charnes, A., & Cooper, W. W. (1962, Sep). [Programming with linear fractional functionals](#). *Naval Research Logistics*, 9(3-4), 181–186.
- (Citado 3 vezes nas páginas 3, 11, e 80.)
 Charnes, A., Cooper, W. W., Lewin, A. Y., & Seiford, L. M. (1994). *Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Applications* (1st ed.). Nova York: Springer US.
- (Citado 7 vezes nas páginas 9, 11, 12, 15, 79, 80, e 81.)
 Chen, Y., Cook, W. D., & Zhu, J. (2010, apr). [Deriving the DEA frontier for two-stage processes](#). *European Journal of Operational Research*, 202(1), 138–142.

- (Citado 1 vez na página 22.)
Chen, Y., & Zhu, J. (2004, jan). [Measuring Information Technology's Indirect Impact on Firm Performance](#). *Information Technology and Management*, 5(1/2), 9–22.
- (Citado 1 vez na página 34.)
Chen, Z., Matousek, R., & Wanke, P. (2018). [Chinese bank efficiency during the global financial crisis: A combined approach using satisficing DEA and Support Vector Machines?](#) *North American Journal of Economics and Finance*, 43(1), 71–86.
- (Citado 2 vezes nas páginas 34 e 117.)
Chowdhury, H., & Zelenyuk, V. (2016). [Performance of hospital services in Ontario: DEA with truncated regression approach](#). *Omega*, 63(1), 111–122.
- (Citado 2 vezes nas páginas 94 e 107.)
Coelli, T., Rao, D. S. P., O'Donnell, C. J., & Battese, G. E. (2005). *An introduction to efficiency and productivity analysis* (2nd ed.). Nova York: Springer US.
- (Citado 2 vezes nas páginas 9 e 15.)
Cook, W. D., Liang, L., & Zhu, J. (2010, dec). [Measuring performance of two-stage network structures by DEA: A review and future perspective](#). *Omega*, 38(6), 423–430.
- (Citado 1 vez na página 22.)
Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. (2006). *Introduction to Data Envelopment Analysis and its uses. With DEA-Solver Software and References*. Nova York: Springer US.
- (Citado 8 vezes nas páginas 8, 9, 13, 14, 15, 79, 81, e 84.)
Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Zhu, J. (2011). [Data Envelopment Analysis: History, Models, and Interpretations](#). *Handbook on Data Envelopment Analysis*, 1–39.
- (Citado 2 vezes nas páginas 81 e 82.)
Darario, C., & Simar, L. (2007). *Advanced robust and nonparametric methods in efficiency analysis*. Nova York: Springer US.
- (Citado 3 vezes nas páginas 15, 16, e 17.)
Debreu, G. (1951). [The Coefficient of Resource Utilization](#). *Econometrica*, 19(3), 273–292.
- (Citado 5 vezes nas páginas 2, 7, 11, 14, e 16.)
Drake, L., Hall, M. J., & Simper, R. (2006, May). [The impact of macroeconomic and regulatory factors on bank efficiency: A non-parametric analysis of Hong Kong's banking system](#). *Journal of Banking & Finance*, 30(5), 1443–1466.
- (Citado 1 vez na página 44.)
Drake, L., Hall, M. J., & Simper, R. (2009, Feb). [Bank modelling methodologies: A comparative non-parametric analysis of efficiency in the Japanese banking sector](#). *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 19(1), 1–15.
- (Citado 1 vez na página 86.)
Du, K., Worthington, A. C., & Zelenyuk, V. (2018). [Data Envelopment Analysis, truncated regression and double-bootstrap for panel data with application to Chinese banking](#). *European Journal of Operational Research*, 265(2), 748–764.
- (Citado 1 vez na página 34.)
Ebrahimnejad, A., Tavana, M., Lotfi, F. H., Shahverdi, R., & Yousefpour, M. (2014). [A three-stage Data Envelopment Analysis model with application to banking industry](#). *Measurement*, 49(1), 308–319.
- (Citado 2 vezes nas páginas 29 e 48.)
Efron, B. (1979). [Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife](#). *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- (Citado 1 vez na página 90.)
Emrouznejad, A., Parker, B. R., & Tavares, G. (2008, Sep). [Evaluation of research in efficiency and productivity: A survey and analysis of the first 30 years of scholarly literature in DEA](#). *Socio-Economic Planning Sciences*, 42(3), 151–157.
- (Citado 6 vezes nas páginas 2, 7, 8, 12, 13, e 37.)
Emrouznejad, A., & Yang, G.-I. (2017). [A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978–2016](#). *Socio-Economic Planning Sciences*, 61(1), 4–8.
- (Citado 8 vezes nas páginas 2, 7, 8, 12, 13, 21, 37, e 39.)
Farandy, A. R., Suwito, D. A., & Dabutar, L. K. (2017). [Efficiency of Islamic Banks in Indonesia: Data Envelopment Analysis](#). *International Journal of Economics, Management and Accounting*, 25(2), 337–354.
- (Citado 1 vez na página 33.)
Färe, R., & Grosskopf, S. (1996a). *Intertemporal Production Frontiers: With Dynamic DEA*. Springer Netherlands.
- (Citado 1 vez na página 22.)
Färe, R., & Grosskopf, S. (1996b, Jan). [Productivity and intermediate products: A frontier approach](#). *Economics Letters*, 50(1), 65–70.
- (Citado 1 vez na página 22.)

- Färe, R., & Grosskopf, S. (2000). [Network DEA](#). *Socio-economic planning sciences*, 34(1), 35–49.
(Citado 3 vezes nas páginas 3, 21, e 22.)
- Färe, R., Grosskopf, S., Lindgren, B., & Roos, P. (1994). Productivity developments in Swedish hospitals: A Malmquist output index approach. In *Data envelopment analysis: Theory, methodology, and applications* (pp. 253–272). Springer US.
(Citado 1 vez na página 12.)
- Färe, R., & Whittaker, G. (1995). [An intermediate input model of dairy production using complex survey data](#). *Journal of Agricultural Economics*, 46(2), 201–213.
(Citado 1 vez na página 22.)
- Faria, J. A., de Paula, L. F., & Marinho, A. (2007). Sistema financeiro: Uma análise do setor bancário brasileiro. In L. F. de Paula & J. L. Oreiro (Eds.), (pp. 126–152). Elsevier.
(Citado 1 vez na página 74.)
- Farrell, M. J. (1957). [The Measurement of Productive Efficiency](#). *Journal of the Royal Statistical Society*, 120(3), 253–290.
(Citado 8 vezes nas páginas 2, 3, 7, 11, 14, 16, 17, e 80.)
- 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(1), 284–301.
(Citado 7 vezes nas páginas 4, 5, 34, 88, 91, 111, e 118.)
- Ferreira, C. M. C., & Gomes, A. P. (2009). *Introdução à Análise Envoltória de Dados: Teoria, modelo e aplicações*. (E. UFV, Ed.). São Paulo: Universidade Federal de Viçosa.
(Citado 5 vezes nas páginas 11, 15, 16, 77, e 78.)
- Ferreira, M. C. R. C., Sobreiro, V. A., Kimura, H., & Barboza, F. L. M. (2016, Apr). [A systematic review of literature about finance and sustainability](#). *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 6(2), 112–147.
(Citado 1 vez na página 37.)
- Fethi, M. D., & Pasiouras, F. (2010). [Assessing bank efficiency and performance with operational research and artificial intelligence techniques: A survey](#). *European Journal of Operational Research*, 204(2), 189–198.
(Citado 6 vezes nas páginas 1, 2, 37, 38, 39, e 41.)
- Fried, H. O., Lovell, C. K., Schmidt, S. S., & Yaisawarng, S. (2002). [Accounting for environmental effects and statistical noise in Data Envelopment Analysis](#). *Journal of Productivity Analysis*, 17(1), 157–174.
(Citado 2 vezes nas páginas 13 e 107.)
- Fukuyama, H., & Matousek, R. (2017). [Modelling bank performance: A Network DEA approach](#). *European Journal of Operational Research*, 259(2), 721–732.
(Citado 4 vezes nas páginas 33, 55, 59, e 62.)
- Fukuyama, H., & Weber, W. (2015). [Measuring Japanese bank performance: A dynamic network DEA approach](#). *Journal of Productivity Analysis*, 44(3), 249–264.
(Citado 1 vez na página 30.)
- George Assaf, A., Barros, C. P., & Matousek, R. (2011, May). [Technical efficiency in Saudi banks](#). *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5781–5786.
(Citado 9 vezes nas páginas 38, 43, 57, 58, 86, 90, 91, 98, e 105.)
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic econometrics* (4th ed.). Irwin/McGraw-Hill.
(Citado 1 vez na página 107.)
- Gulati, R., & Kumar, S. (2017). [Analysing banks intermediation and operating efficiencies using the two-stage network DEA model: The case of India](#). *International Journal of Productivity and Performance Management*, 66(4), 500–516.
(Citado 6 vezes nas páginas 4, 5, 33, 87, 88, e 91.)
- Halkos, G. E., & Tzeremes, N. G. (2013). [Estimating the degree of operating efficiency gains from a potential bank merger and acquisition: A DEA bootstrapped approach](#). *Journal of Banking & Finance*, 37(5), 1658–1668.
(Citado 5 vezes nas páginas 28, 55, 56, 98, e 105.)
- Hall, P. (1986). [On the Number of Bootstrap Simulations Required to Construct a Confidence Interval](#). *The Annals of Statistics*, 14(4), 1453–1462.
(Citado 1 vez na página 94.)
- Havrylchyk, O. (2006, Jul). [Efficiency of the Polish banking industry: Foreign versus domestic banks](#). *Journal of Banking & Finance*, 30(7), 1975–1996.
(Citado 2 vezes nas páginas 86 e 88.)
- Henriques, I. C., Sobreiro, V. A., & Kimura, H. (2018). [Science and technology park: Future challenges](#). *Technology in Society*, 53(1), 144–160.
(Citado 2 vezes nas páginas 39 e 40.)
- Henriques, I. C., Sobreiro, V. A., Kimura, H., & Mariano, E. B. (2018, December). [Efficiency in the Brazilian banking system using data envelopment analysis](#). *Future Business Journal*, 4(2), 157–178.
(Citado 6 vezes nas páginas xvii, 89, 104, 106, 115, e 116.)

- Holod, D., & Lewis, H. (2011). [Resolving the deposit dilemma: A new DEA bank efficiency model](#). *Journal of Banking and Finance*, 35(11), 2801–2810.
(Citado 7 vezes nas páginas 24, 26, 44, 59, 60, 61, e 86.)
- Huang, J., Chen, J., & Yin, Z. (2014). [A network DEA model with super efficiency and undesirable outputs: An application to bank efficiency in China](#). *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
(Citado 3 vezes nas páginas 29, 51, e 118.)
- Huang, T.-H., Chen, K.-C., & Lin, C.-I. (2018). [An extension from network DEA to copula-based network SFA: Evidence from the U.S. commercial banks in 2009](#). *Quarterly Review of Economics and Finance*, 67(1), 51–62.
(Citado 2 vezes nas páginas 35 e 59.)
- Jabbour, C. J. C. (2013, May). [Environmental training in organisations: From a literature review to a framework for future research](#). *Resources, Conservation and Recycling*, 74(1), 144–155.
(Citado 2 vezes nas páginas 37 e 40.)
- Jebali, E., Essid, H., & Khraief, N. (2017). [The analysis of energy efficiency of the Mediterranean countries: A two-stage double bootstrap DEA approach](#). *Energy*, 174(1), 991–1000.
(Citado 3 vezes nas páginas 92, 98, e 107.)
- Jorion, P. (2006). *Value at Risk: The new benchmark for managing financial risk* (3rd ed.). McGraw-Hill Companies.
(Citado 1 vez na página 1.)
- Kamarudin, F., Hue, C., Sufian, F., & Mohamad Anwar, N. (2017). [Does productivity of Islamic banks endure progress or regress?: Empirical evidence using Data Envelopment Analysis based Malmquist Productivity Index](#). *Humanomics*, 33(1), 84–118.
(Citado 1 vez na página 33.)
- Kao, C. (2009, Aug). [Efficiency measurement for parallel production systems](#). *European Journal of Operational Research*, 196(3), 1107–1112.
(Citado 1 vez na página 22.)
- Kao, C., & Hwang, S.-N. (2008). [Efficiency decomposition in two-stage Data Envelopment Analysis: An application to non-life insurance companies in Taiwan](#). *European Journal of Operational Research*, 185(1), 418–429.
(Citado 1 vez na página 22.)
- Kao, C., & Hwang, S.-N. (2010, Feb). [Efficiency measurement for network systems: IT impact on firm performance](#). *Decision Support Systems*, 48(3), 437–446.
(Citado 1 vez na página 22.)
- Kao, C., & Hwang, S.-N. (2011). [Decomposition of technical and scale efficiencies in two-stage production systems](#). *European Journal of Operational Research*, 211(3), 515–519.
(Citado 1 vez na página 22.)
- Khalili-Damghani, K., Taghavi-Fard, M., & Karbaschi, K. (2015). [A hybrid approach based on Multi-Criteria Satisfaction Analysis \(MUSA\) and a Network Data Envelopment Analysis \(NDEA\) to evaluate efficiency of customer services in bank branches](#). *Industrial Engineering and Management Systems*, 14(4), 347–371.
(Citado 1 vez na página 30.)
- Kholousi, Y. (2013). [Performance evaluation of bank branches using Data Envelopment Analysis and Analytical Hierarchy Process \(AHP/DEA\)](#). *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 6(3), 529–536.
(Citado 2 vezes nas páginas 28 e 60.)
- Kohers, T., Huang, M. H., & Kohers, N. (2000). [Market perception of efficiency in bank holding company mergers: the roles of the DEA and SFA models in capturing merger potential](#). *Review of Financial Economics*, 9(2), 101–120.
(Citado 1 vez na página 9.)
- Kong, W.-H., Fu, T.-T., & Yu, M.-M. (2017). [Evaluating Taiwanese Bank Efficiency Using the Two-Stage Range DEA Model](#). *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 16(4), 1043–1068.
(Citado 1 vez na página 34.)
- Koopmans, T. C. (1952). *Analysis of Production as an Efficient Combination of Activities* (T. C. Koopmans, Ed.). Wiley.
(Citado 5 vezes nas páginas 2, 7, 11, 14, e 16.)
- Kwon, H.-B., & Lee, J. (2015, Nov). [Two-stage production modeling of large U.S. banks: A DEA-neural network approach](#). *Expert Systems with Applications*, 42(19), 6758–6766.
(Citado 3 vezes nas páginas 30, 56, e 60.)
- Lage Junior, M., & Godinho Filho, M. (2010, May). [Variations of the Kanban system: Literature review and classification](#). *International Journal of Production Economics*, 125(1), 13–21.
(Citado 3 vezes nas páginas 7, 39, e 40.)
- LaPlante, A., & Paradi, J. (2015). [Evaluation of bank branch growth potential using Data Envelopment Analysis](#). *Omega*, 52(1), 33–41.

- (Citado 1 vez na página 1.)
- Lensink, R., & Meesters, A. (2014). [Institutions and bank performance: A stochastic frontier analysis](#). *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 76(1), 67–92.
- (Citado 1 vez na página 9.)
- Lewis, H. F., & Sexton, T. R. (2004, Aug). [Network DEA: Efficiency analysis of organizations with complex internal structure](#). *Computers & Operations Research*, 31(9), 1365–1410.
- (Citado 1 vez na página 22.)
- Lin, T.-Y., & Chiu, S.-H. (2013, May). [Using independent component analysis and network DEA to improve bank performance evaluation](#). *Economic Modelling*, 32(1), 608–616.
- (Citado 1 vez na página 28.)
- Liu, F.-H., & Chen, C.-L. (2012). Identifying bank failures with two-stage Data Envelopment Analysis in the worst-case scenario: The case of Taiwan banks. *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*, 9(3), 93-102.
- (Citado 1 vez na página 27.)
- Liu, J. S., Lu, L. Y., Lu, W.-M., & Lin, B. J. (2013a, Jan). [Data Envelopment Analysis 1978–2010: A citation-based literature survey](#). *Omega*, 41(1), 3–15.
- (Citado 1 vez na página 37.)
- Liu, J. S., Lu, L. Y., Lu, W.-M., & Lin, B. J. (2013b, Oct). [A survey of DEA applications](#). *Omega*, 41(5), 893–902.
- (Citado 1 vez na página 37.)
- Liu, S.-T. (2010, Apr). [Measuring and categorizing technical efficiency and productivity change of commercial banks in Taiwan](#). *Expert Systems with Applications*, 37(4), 2783–2789.
- (Citado 1 vez na página 86.)
- Luo, X. (2003). [Evaluating the profitability and marketability efficiency of large banks: An application of Data Envelopment Analysis](#). *Journal of Business Research*, 56(8), 627–635.
- (Citado 6 vezes nas páginas 24, 25, 46, 47, 55, e 56.)
- Luo, Y., Bi, G., & Liang, L. (2012, Jan). [Input/output indicator selection for DEA efficiency evaluation: An empirical study of Chinese commercial banks](#). *Expert Systems with Applications*, 39(1), 1118–1123.
- (Citado 1 vez na página 84.)
- Maghyereh, A. I., & Awartani, B. (2012). [Financial integration of GCC banking markets: A non-parametric bootstrap DEA estimation approach](#). *Research in International Business and Finance*, 26(2), 181–195.
- (Citado 3 vezes nas páginas 27, 98, e 105.)
- Mardani, A., Zavadskas, E. K., Streimikiene, D., Jusoh, A., & Khoshnoudi, M. (2017). [A comprehensive review of Data Envelopment Analysis \(DEA\) approach in energy efficiency](#). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 70(1), 1298–1322.
- (Citado 1 vez na página 37.)
- Mariano, E. B., Almeida, M. R., & Rebelatto, D. A. d. N. (2006). [Peculiaridades da Análise por Envoltória de Dados](#). *XII Simpósio de Engenharia de Produção*.
- (Citado 2 vezes nas páginas 3 e 13.)
- Mariano, E. B., Sobreiro, V. A., & Rebelatto, D. A. d. N. (2015, Jul). [Human development and Data Envelopment Analysis: A structured literature review](#). *Omega*, 54(1), 33–49.
- (Citado 4 vezes nas páginas 37, 39, 40, e 47.)
- Matthews, K. (2013). [Risk management and managerial efficiency in Chinese banks: A network DEA framework](#). *Omega*, 41(2), 207–215.
- (Citado 1 vez na página 28.)
- Modenesi, A. M. (2007). Teoria da intermediação financeira, o modelo ECD e sua aplicação aos bancos: Uma resenha. In L. F. de Paula e José Luís Oreiro (Ed.), (pp. 61–103). Elsevier.
- (Citado 2 vezes nas páginas 1 e 2.)
- Mostafa, M. M. (2009). [Modeling the efficiency of top Arab banks: A DEA neural network approach](#). *Expert Systems with Applications*, 36(1), 309–320.
- (Citado 5 vezes nas páginas 23, 25, 56, 60, e 105.)
- Nguyen, T., Nghiem, S., Roca, E., & Sharma, P. (2016). [Bank reforms and efficiency in Vietnamese banks: evidence based on SFA and DEA](#). *Applied Economics*, 48(30), 2822–2835.
- (Citado 3 vezes nas páginas 31, 60, e 117.)
- Norman, M., & Stoker, B. (1991). *Data Envelopment Analysis: the assessment of performance*. New York, USA: Willey.
- (Citado 1 vez na página 85.)
- Ouenniche, J., & Carrales, S. (2018, JUL). [Assessing efficiency profiles of UK commercial banks: a DEA analysis with regression-based feedback](#). *Annals of Operations Research*, 266(1-2), 551–587.
- (Citado 3 vezes nas páginas 35, 55, e 58.)
- Özdemir, A. (2013). [Integrating Analytic Network Process and Data Envelopment Analysis for efficiency measu-](#)

- rement of Turkish commercial banks. *Banks and Bank Systems*, 8(2), 86-103.
(Citado 1 vez na página 28.)
- Paradi, J. C., Rouatt, S., & Zhu, H. (2011). Two-stage evaluation of bank branch efficiency using Data Envelopment Analysis. *Omega*, 39(1), 99-109.
(Citado 10 vezes nas páginas 1, 3, 21, 22, 27, 47, 55, 58, 59, e 107.)
- Paradi, J. C., & Zhu, H. (2013, Jan). A survey on bank branch efficiency and performance research with Data Envelopment Analysis. *Omega*, 41(1), 61-79.
(Citado 4 vezes nas páginas 37, 39, 42, e 52.)
- Pareto, V. (1927). *Manuel d economie politique* (Deuxieme ed.). Marcerl Giard.
(Citado 4 vezes nas páginas 7, 11, 14, e 16.)
- Pasiouras, F. (2008). International evidence on the impact of regulations and supervision on banks' technical efficiency: An application of two-stage Data Envelopment Analysis. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 30(2), 187-223.
(Citado 8 vezes nas páginas 25, 46, 47, 52, 53, 55, 60, e 99.)
- Périco, A. E., Rebelatto, D. A. d. N., & Santana, N. B. a. (2008). Eficiência bancária: os maiores bancos são os mais eficientes? Uma Análise por Envoltória de Dados. *Gestão & Produção*, 15(2), 421-431.
(Citado 2 vezes nas páginas 20 e 85.)
- Périco, A. E., Santana, N. B., & do Nascimento Rebelatto, D. A. (2016). Estimating the efficiency from Brazilian banks: a bootstrapped Data Envelopment Analysis (DEA). *Production*, 26(3), 551-561.
(Citado 1 vez na página 105.)
- Pindyck, R. S., & Rubinfeld, D. L. (2010). *Microeconomia* (7th ed.; T. G. Eleutério Prado & L. do Amaral Teixeira, Eds.). Pearson Education do Brasil.
(Citado 1 vez na página 16.)
- Pinheiro, J. L. (2009). *Mercados de capitais: Fundamentos e técnicas* (5th ed.). Atlas.
(Citado 2 vezes nas páginas 72 e 73.)
- Piot-Lepetit, I., & Nzongang, J. (2014). Financial sustainability and poverty outreach within a network of village banks in Cameroon: A multi-DEA approach. *European Journal of Operational Research*, 234(1), 319-330.
(Citado 1 vez na página 29.)
- Rayeni, M., & Saljooghi, F. (2016). Examining the effect of risk on bank performance by using Data Envelopment Analysis. *International Journal of Services and Operations Management*, 24(1), 18-32.
(Citado 3 vezes nas páginas 32, 55, e 118.)
- Resti, A. (1997, Feb). Evaluating the cost-efficiency of the Italian banking system: What can be learned from the joint application of parametric and non-parametric techniques. *Journal of Banking & Finance*, 21(2), 221-250.
(Citado 2 vezes nas páginas 89 e 99.)
- Rosano-Peña, C., Albuquerque, P. H. M., & Daher, C. E. (2012). Productivity and efficiency dynamics in education spending in municipalities of the Brazilian state of Goiás. *Revista de Administração Contemporânea*, 16(6), 845-865.
(Citado 1 vez na página 14.)
- Ross, S., Westerfield, R. W., & Jaffe, J. F. (2008). *Administração financeira* (2nd ed.). São Paulo: Atlas.
(Citado 1 vez na página 2.)
- Saaty, T. L. (1980). *Multi criteria decision making: The analytic hierarchy process*. Nova York: McGraw-Hill.
(Citado 1 vez na página 23.)
- Schaffnit, C., Rosen, D., & Paradi, J. C. (1997, Apr). Best practice analysis of bank branches: An application of DEA in a large Canadian bank. *European Journal of Operational Research*, 98(2), 269-289.
(Citado 7 vezes nas páginas 3, 19, 20, 21, 43, 58, e 78.)
- Sealey, C. W., & Lindley, J. T. (1977, Sep). Inputs, Outputs and a Theory of Production and Cost at Depository Financial Institutions. *The Journal of Finance*, 32(4), 1251-1266.
(Citado 3 vezes nas páginas 4, 43, e 85.)
- Seiford, L. M. (1996). Data Envelopment Analysis: The Evolution of the State of the Art (1978-1995). *Journal of Productivity Analysis*, 7(1), 99-137.
(Citado 2 vezes nas páginas 11 e 12.)
- Seiford, L. M., & Zhu, J. (1999, Sep). Profitability and Marketability of the Top 55 U.S. Commercial Banks. *Management Science*, 45(9), 1270-1288.
(Citado 4 vezes nas páginas 21, 22, 44, e 47.)
- Seitz, W. D. (1966). Efficiency measures for steam - electric generating plants. *Proceedings of the Annual Meeting (Western Farm Economics Association)*, 39, 143-151.
(Citado 1 vez na página 11.)
- Sevкли, M., Koh, S. C. L., Zaim, S., Demirbag, M., & Tatoglu, E. (2007, May). An application of data envelopment analytic hierarchy process for supplier selection: a case study of BEKO in Turkey. *International Journal of Production Research*, 45(9), 1973-2003.

- (Citado 1 vez na página 23.)
- Shahroodi, K., Amirteimoori, A., & Safari, G. (2011). The efficiency measurement of bank branches using two-stage DEA cooperation model (Case study: Guilan saderat bank branches). *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 5(9), 2030–2037.
- (Citado 1 vez na página 27.)
- Shawtari, F., Ariff, M., & Razak, S. (2015). Efficiency assessment of banking sector in Yemen using Data Envelopment Window Analysis: A comparative analysis of Islamic and conventional banks. *Benchmarking*, 22(6), 1115–1140.
- (Citado 8 vezes nas páginas 5, 31, 48, 55, 60, 88, 111, e 118.)
- Shephard, R. W. (1970). *Theory of Cost and Production Functions*. Princeton University Press.
- (Citado 1 vez na página 11.)
- Sherman, H., & Gold, F. (1985, Jun). Bank branch operating efficiency. *Journal of Banking & Finance*, 9(2), 297–315.
- (Citado 4 vezes nas páginas 2, 12, 17, e 18.)
- Shi, X., Li, Y., Emrouznejad, A., Xie, J., & Liang, L. (2017). Estimation of potential gains from bank mergers: A novel two-stage cost efficiency DEA model. *Journal of the Operational Research Society*, 68(9), 1045–1055.
- (Citado 2 vezes nas páginas 34 e 56.)
- Shyu, J., & Chiang, T. (2012). Measuring the true managerial efficiency of bank branches in Taiwan: A three-stage DEA analysis. *Expert Systems with Applications*, 39(13), 11494–11502.
- (Citado 3 vezes nas páginas 27, 95, e 107.)
- Silva, W., Kimura, H., & Sobreiro, V. A. (2017, feb). An analysis of the literature on systemic financial risk: A survey. *Journal of Financial Stability*, 28, 91–114.
- (Citado 4 vezes nas páginas 8, 9, 10, e 39.)
- Simar, L., & Wilson, P. W. (1998). Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. *Management Science*, 44(1), 49–61.
- (Citado 2 vezes nas páginas 91 e 105.)
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2000). A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models. *Journal of applied statistics*, 27(6), 779–802.
- (Citado 3 vezes nas páginas 91, 93, e 105.)
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2007, Jan). Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, 136(1), 31–64.
- (Citado 18 vezes nas páginas 3, 4, 5, 6, 10, 12, 13, 34, 39, 44, 77, 90, 91, 92, 94, 97, 98, e 107.)
- Sitorus, B. L. (1966). Productive efficiency and redundant factors of production in traditional agriculture of underdeveloped countries: A note on measurement. *Proceedings of the Annual Meeting (Western Farm Economics Association)*, 39, 153–158.
- (Citado 1 vez na página 11.)
- Souza, M., & Macedo, M. (2009, Aug). Análise de desempenho contábil-financeiro no setor bancário brasileiro por meio da aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA). *BASE – Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos*, 6(2), 81–100.
- (Citado 1 vez na página 20.)
- Staub, R. B., Silva Souza, G., & Tabak, B. M. (2010, Apr). Evolution of bank efficiency in Brazil: A DEA approach. *European Journal of Operational Research*, 202(1), 204–213.
- (Citado 13 vezes nas páginas 4, 10, 26, 36, 37, 47, 48, 53, 55, 60, 86, 88, e 117.)
- Stewart, C., Matousek, R., & Nguyen, T. N. (2016, Jan). Efficiency in the Vietnamese banking system: A DEA double bootstrap approach. *Research in International Business and Finance*, 36(1), 96–111.
- (Citado 9 vezes nas páginas 32, 48, 55, 61, 62, 88, 91, 93, e 94.)
- Sueyoshi, T., Yuan, Y., & Goto, M. (2017). A literature study for DEA applied to energy and environment. *Energy Economics*, 62(1), 104–124.
- (Citado 1 vez na página 37.)
- Sufian, F. (2015). Determinants of Malaysian bank efficiency: Evidence from bootstrap Data Envelopment Analysis. *International Journal of Applied Nonlinear Science*, 2(1–2), 100–119.
- (Citado 8 vezes nas páginas 5, 31, 55, 62, 87, 88, 117, e 118.)
- Svitalkova, Z. (2014). Comparison and Evaluation of Bank Efficiency in Selected Countries in EU. *Procedia Economics and Finance*, 12(1), 644–653.
- (Citado 2 vezes nas páginas 3 e 78.)
- Tecles, P. L., & Tabak, B. M. (2010, Dec). Determinants of bank efficiency: The case of Brazil. *European Journal of Operational Research*, 207(3), 1587–1598.
- (Citado 1 vez na página 74.)
- Thoraneenitiyan, N., & Avkiran, N. K. (2009). Measuring the impact of restructuring and country-specific factors on the efficiency of post-crisis East Asian banking systems: Integrating DEA with SFA. *Socio-Economic Planning*

- Sciences*, 43(4), 240–252. (Citado 6 vezes nas páginas 9, 26, 52, 53, 55, e 117.)
- Tone, K. (2001, May). [A slacks-based measure of efficiency in Data Envelopment Analysis](#). *European Journal of Operational Research*, 130(3), 498–509. (Citado 2 vezes nas páginas 12 e 43.)
- Tone, K. (2017). *Advances in DEA Theory and Applications*. John Wiley & Sons, Ltd. (Citado 1 vez na página 43.)
- Tsolas, I. (2010). [Modeling bank branch profitability and effectiveness by means of DEA](#). *International Journal of Productivity and Performance Management*, 59(5), 432–451. (Citado 1 vez na página 26.)
- Tsolas, I., & Charles, V. (2015, May). [Incorporating risk into bank efficiency: A satisficing DEA approach to assess the Greek banking crisis](#). *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3491–3500. (Citado 4 vezes nas páginas 31, 55, 60, e 97.)
- Řepková, I. (2014). [Efficiency of the Czech Banking Sector Employing the DEA Window Analysis Approach](#). *Procedia Economics and Finance*, 12(1), 587–596. (Citado 4 vezes nas páginas 3, 38, 78, e 82.)
- Wagner, J. M., & Shimshak, D. G. (2007, Jul). [Stepwise selection of variables in Data Envelopment Analysis: Procedures and managerial perspectives](#). *European Journal of Operational Research*, 180(1), 57–67. (Citado 1 vez na página 84.)
- Wang, K., Huang, W., Wu, J., & Liu, Y.-N. (2014). [Efficiency measures of the Chinese commercial banking system using an additive two-stage DEA](#). *Omega*, 44(1), 5–20. (Citado 3 vezes nas páginas 1, 29, e 55.)
- Wang, M.-S., & Lu, S.-T. (2015). [Information technology and risk factors for evaluating the banking industry in the Taiwan: An application of a Value Chain DEA](#). *Journal of Business Economics and Management*, 16(5), 901–915. (Citado 2 vezes nas páginas 31 e 55.)
- Wang, W.-K., Lu, W.-M., & Liu, P.-Y. (2014). [A fuzzy multi-objective two-stage DEA model for evaluating the performance of US bank holding companies](#). *Expert Systems with Applications*, 41(9), 4290–4297. (Citado 4 vezes nas páginas 29, 51, 55, e 59.)
- Wanke, P., Azad, M. A. K., & Barros, C. (2016, Jan). [Predicting efficiency in Malaysian Islamic banks: A two-stage TOPSIS and Neural Networks Approach](#). *Research in International Business and Finance*, 36(1), 485–498. (Citado 1 vez na página 55.)
- Wanke, P., & Barros, C. (2014, Apr). [Two-stage DEA: An application to major Brazilian banks](#). *Expert Systems with Applications*, 41(5), 2337–2344. (Citado 12 vezes nas páginas 4, 13, 30, 36, 42, 48, 52, 53, 55, 88, 105, e 117.)
- Wanke, P., Barros, C., & Emrouznejad, A. (2016, Feb). [Assessing productive efficiency of banks using integrated Fuzzy-DEA and bootstrapping: A case of Mozambican banks](#). *European Journal of Operational Research*, 249(1), 378–389. (Citado 5 vezes nas páginas 32, 55, 84, 97, e 117.)
- Wanke, P., Barros, C. P., Azad, M. A. K., & Constantino, D. (2016). [The Development of the Mozambican Banking Sector and Strategic Fit of Mergers and Acquisitions: A Two-Stage DEA Approach](#). *African Development Review*, 28(4), 444–461. (Citado 6 vezes nas páginas 32, 55, 56, 60, 97, e 117.)
- 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(1), 362–376. (Citado 3 vezes nas páginas 34, 55, e 60.)
- Wu, D., Yang, Z., & Liang, L. (2006). [Using DEA-neural network approach to evaluate branch efficiency of a large Canadian bank](#). *Expert Systems with Applications*, 31(1), 108–115. (Citado 6 vezes nas páginas 1, 23, 25, 47, 56, e 60.)
- Xu, T. (2013). [Can bank size influence banks' market efficiency? Two-stage DEA analysis on mainland China](#). *Actual Problems of Economics*, 148(10), 481–492. (Citado 4 vezes nas páginas 28, 51, 55, e 60.)
- Xu, T. (2018). [Can foreign capital participation enhance commercial banks' market efficiency?](#) *Engineering Economics*, 29(1), 24–31. (Citado 1 vez na página 35.)
- Yang, C., & Liu, H.-M. (2012). [Managerial efficiency in Taiwan bank branches: A network DEA](#). *Economic Modelling*, 29(2), 450–461. (Citado 1 vez na página 27.)
- Yilmaz, A., & Güneş, N. (2015, Jul). [Efficiency Comparison of Participation and Conventional Banking Sectors in Turkey between 2007–2013](#). *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 195(1), 383–392.

- (Citado 3 vezes nas páginas 82, 85, e 98.)
Zhou, Z., Amowine, N., & Huang, D. (2018, Apr). [Quantitative efficiency assessment based on the dynamic Slack-Based Network Data Envelopment Analysis for commercial banks in Ghana](#). *South African Journal of Economic and Management Sciences*, 21(1), 1–11.
- (Citado 1 vez na página 35.)
Zhu, J. (2000, May). [Multi-factor performance measure model with an application to Fortune 500 companies](#). *European Journal of Operational Research*, 123(1), 105–124.
- (Citado 1 vez na página 1.)
Zhu, J. (2014). [Quantitative Models for Performance Evaluation and Benchmarking](#) (2nd ed., Vol. 126). Springer International Publishing - US.
- (Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.)
Zimková, E. (2014). [Technical Efficiency and Super-efficiency of the Banking Sector in Slovakia](#). *Procedia Economics and Finance*, 12(1), 780–787.
- (Citado 2 vezes nas páginas 84 e 86.)

GLOSSÁRIO

- AHP**
Analytical Hierarchy Process. xix, 22, 23, 26, 28, 33, 44, 60
- ANN**
Artificial Neural Networks. xix, 22, 23, 44, 60
- ANP**
Analytical Network Process. xix, 28
- BACEN**
Banco Central do Brasil. xix, 20, 72, 75, 89, 119, 120
- BB**
Banco do Brasil. xix, 20, 72
- BCC**
Modelo com retornos variáveis de escala. xix, 3, 5, 19, 43, 82, 84, 97–100, 102, 104, 105
- BTR**
Bootstrap Truncated Regression. xix, 4, 6, 22, 33, 34, 39, 60, 61, 91, 107, 108, 119
- CCR**
Charnes, Cooper e Rhodes. xix, 3, 5, 19, 43, 79–82, 84, 97–100, 102, 104, 105
- CEF**
Caixa Econômica Federal. xix, 20
- CMN**
Conselho Monetário Nacional. xix, 72
- CRS**
Modelo com retornos constantes de escala. xix, 3, 80
- DEA**
Data Envelopment Analysis (DEA) ou Análise Envolvente de Dados (DEA). xi, xix, 1–7, 9–31, 33–39, 41–44, 46–48, 51–56, 58–61, 77–82, 84–86, 89–95, 97–99, 102, 103, 105, 118–120
- DFA**
Distribution Free Approach. xix, 8
- DMU**
Decision Making Units (DMU) ou Unidades Tomadoras de Decisão. xix, 3, 4, 8–10, 13–15, 19, 21, 23, 25, 43, 48, 51, 57, 77–82, 84, 89, 90, 95, 99, 100, 102, 103, 111, 119
- EPT**
Eficiência Puramente Técnica. xi, xviii, xix, 33, 39, 43, 61, 63–70, 82, 89, 95, 98, 103–108, 111, 115–120, 122, 123
- ES**
Eficiência de Escala. xix, 39, 43, 58, 82, 95
- ET**
Eficiência Técnica. xi, xviii, xix, 36, 39, 43, 61, 63, 64, 67–71, 82, 89, 95, 99, 103–108, 111, 115–120, 122, 123
- FA**
Fusões e Aquisições. xix, 26, 28, 30, 32, 34, 55, 56, 65, 66, 69, 70, 74, 117, 121
- FDH**
Free Disposal Hull. xix, 9, 12
- IHH**
Índice de Herfindahl – Hirschman. xix, 75
- IRPJ**
Imposto de Renda Pessoa Jurídica. xix, 74
- NDEA**
Network DEA. xx, 22, 28, 30, 33, 35, 43, 47, 55
- OLS**
Técnica de regressão linear chamada de Método dos Mínimos Quadrados Ordinários ou *Ordinary least squares*. xx, 22, 45, 60

PECLD

Perda estimada em crédito de liquidação duvidosa. xx, 19

PROER

Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional. xx, 74

PROES

Programa de Incentivo para a Redução do Setor Público Estadual na Atividade Bancária. xx, 74

ROA

Retorno sobre o ativo. *Proxy* para lucratividade.. xx, 88

SBM

Slack Based Model. xx, 12, 43, 64, 67

SFA

Stochastic Frontier Analysis. xx, 8–10

SFN

Sistema Financeiro Nacional. xx, 5, 7, 36, 72–76, 95, 97, 106, 121

SUMOC

Superintendência da Moeda e do Crédito. xx, 72

TFA

Thick Frontier Approach. xx, 8

VIF

Variance Inflation Factor. xx, 107

VRS

Modelo com retornos variáveis de escala. xx, 3, 82