



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas  
Departamento de Ciência da Computação

# **Avaliação da Eficiência dos Investimentos em Segurança Física numa Instituição Financeira**

José Carlos Ferrer Simões

Dissertação apresentada como requisito parcial para qualificação do  
Mestrado Profissional em Computação Aplicada

Orientador  
Prof. Dr. João Carlos Félix Souza

Brasília  
2023

Ficha catalográfica elaborada automaticamente,  
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Fa Ferrer Simões, José Carlos  
Avaliação da Eficiência dos Investimentos em Segurança Física numa Instituição Financeira / José Carlos Ferrer Simões; orientador João Carlos Félix Souza. -- Brasília, 2023.  
108 p.

Dissertação(Mestrado Profissional em Computação Aplicada)  
- Universidade de Brasília, 2023.

1. Análise Envoltória de Dados. 2. Risco Operacional. 3. Segurança Bancária. 4. Bancos. 5. Regressão Tobit. I. Félix Souza, João Carlos, orient. II. Título.



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas  
Departamento de Ciência da Computação

## **Avaliação da Eficiência dos Investimentos em Segurança Física numa Instituição Financeira**

José Carlos Ferrer Simões

Dissertação apresentada como requisito parcial para qualificação do  
Mestrado Profissional em Computação Aplicada

Prof. Dr. João Carlos Félix Souza (Orientador)  
PPCA/UnB

Prof. Dr. Gladston Luiz da Silva  
Coordenador do Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada

Brasília, 06 de janeiro de 2023

# Dedicatória

*A Deus e a meu protetor São José pelas bênçãos em minha vida.*

*Aos meus pais, meus maiores mestres e orientadores, que sempre me ensinaram a importância da busca pelo conhecimento, Getúlio e Lúcia Helena, que estão na presença do nosso Senhor, me dando o suporte espiritual e necessário para que nunca desista dos desafios a que somos postos diariamente; e*

*À minha querida esposa Kelli Cristina e a meus amados filhos Carlos Gustavo e Pedro Lucas, as razões da minha vida, por compreenderem a minha ausência em diversos momentos durante a realização do Mestrado. E, mesmo assim, sempre me incentivaram de forma que eu continue me qualificando para que possa obter sucesso na minha caminhada acadêmica, profissional, pessoal e espiritual; e*

*Ao meu irmão Fábio que sempre me incentivou para que eu me desenvolva cada vez mais na minha jornada acadêmica e profissional.*

# Agradecimentos

*Agradeço ao orientador Prof.Dr. João Carlos Félix Souza por ter me oportunizado o aprendizado e oferecido suporte acadêmico para realização do trabalho final da Dissertação do Mestrado; e*

*Aos alunos do Mestrado que me oportunizaram um amplo aprendizado com diversas discussões, reuniões e troca de conhecimentos nestes 2 anos intensos do Curso de Mestrado; e*

*Aos demais professores do departamento do Mestrado por ter nos oferecido uma ampla formação com embasamento técnico, teórico e prático.*

# Resumo

As instituições financeiras investem fortemente em segurança física e patrimonial com a implementação de aparatos de segurança cada vez mais modernos, obras de reforço estrutural em tesourarias e salas cofres e reforço de sistema de vigilância com o propósito de mitigar as perdas decorrentes de roubos externos e fraudes contra as agências. No entanto, tem se observado que o investimento de recursos em determinadas agências, com o viés de segurança física, não garante o mesmo grau de eficiência relativa em relação a outras agências que receberam investimento menor. Desta forma, será realizada uma análise dos investimentos mínimos necessários, com enfoque em segurança física bancária, para que o risco operacional, na modalidade evento externo (roubos externos e fraudes contra o sistema bancário), se mantenha dentro do apetite de risco estabelecido pela instituição. Observar que neste estudo somente serão considerados variáveis e investimentos que tratam de segurança física e patrimonial. A análise será numa instituição financeira brasileira, por meio da modelagem de Análise Envoltória de Dados (DEA), dos investimentos em segurança física e patrimonial, mínimos necessários, em cada agência, também chamada de DMU, de forma a verificar as agências que apresentam melhor eficiência relativa frente às demais agências. Para a aplicação da DEA foram utilizados 4 inputs (investimento em equipamentos de segurança física e patrimonial, investimento em obras de infraestrutura, despesa com vigilância e número de vigilantes por agência) e 2 outputs (perda mitigada e inverso do risco potencial). Por meio desta análise, pode-se verificar as Regiões, UF e DMUs que são eficientes assim como apresentar possíveis reduções de investimento em segurança. Pode-se verificar quais DMUs eficientes atuarão como benchmark para as DMUs menos eficientes. Por fim, utilizou-se a Regressão Tobit com o propósito de verificar possíveis influências de fatores indiretos que podem impactar nos escores de eficiência.

**Palavras-chave:** Análise Envoltória de Dados; Risco Operacional; Segurança Bancária; Bancos e Regressão Tobit.

# Abstract

Financial institutions invest heavily in physical and property security with the implementation of increasingly modern security devices, structural reinforcement works in treasuries and safe rooms and reinforcement of the surveillance system with the purpose of mitigating losses resulting from external thefts and fraud against agencies. However, it has been observed that the investment of resources in certain agencies, with a physical security bias, does not guarantee the same degree of relative efficiency in relation to other agencies that received less investment. In this way, an analysis of the minimum necessary investments will be carried out, with a focus on physical banking security, so that the operational risk, in the external event modality (external theft and fraud against the banking system), remains within the risk appetite established by the institution. . Note that in this study, only variables and investments that deal with physical and property security will be considered. The analysis will be in a Brazilian financial institution, through the modeling of Data Envelopment Analysis (DEA), of the investments in physical and patrimonial security, minimum necessary, in each branch, also called DMU, in order to verify the branches that present better relative efficiency compared to other agencies. For the application of DEA, 4 inputs were used (investment in physical and property security equipment, investment in infrastructure works, expenditure on surveillance and number of guards per branch) and 2 outputs (mitigated loss and inverse of the potential risk). Through this analysis, it is possible to verify the Regions, UF and DMUs that are efficient as well as to present possible reductions in security investment. It can be verified which efficient DMUs will act as a benchmark for the less efficient DMUs. Finally, the Tobit Regression was used with the purpose of verifying possible influences of indirect factors that can impact the efficiency scores.

**Keywords:** Data Envelopment Analysis; Operational Risk; Banking Security; Banks and Tobit Regression.

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Contextualização . . . . .	1
1.2	Justificativa . . . . .	3
1.3	Objetivo Geral . . . . .	4
1.4	Objetivos Específicos . . . . .	4
1.5	Estrutura do Trabalho . . . . .	7
<b>2</b>	<b>Revisão Sistemática da Literatura</b>	<b>8</b>
2.1	Pesquisa na Base Web of Science . . . . .	10
2.1.1	Análise dos periódicos mais relevantes . . . . .	10
2.1.2	Evolução do assunto da pesquisa ano a ano . . . . .	11
2.1.3	Autores com maior número de citações . . . . .	12
2.1.4	Documentos mais citados . . . . .	13
2.1.5	Países que mais publicaram sobre a temática pesquisada . . . . .	13
2.1.6	Frequência de palavras-chaves . . . . .	14
<b>3</b>	<b>Referencial Teórico</b>	<b>18</b>
3.1	Sistema Financeiro Nacional . . . . .	18
3.1.1	Sistema Bancário Brasileiro . . . . .	19
3.1.2	Basileia . . . . .	20
3.2	Riscos do Setor Bancário . . . . .	21
3.2.1	Risco de Crédito . . . . .	22
3.2.2	Risco de Mercado . . . . .	23
3.2.3	Risco de Insolvência . . . . .	23
3.2.4	Risco de Liquidez . . . . .	23
3.2.5	Risco País . . . . .	23
3.2.6	Risco Operacional . . . . .	24
3.3	Gestão de Riscos . . . . .	24
3.3.1	Gestão de Risco Operacional . . . . .	25



3.4	Análise Envoltória de Dados - DEA . . . . .	26
3.4.1	Modelo CCR . . . . .	28
3.4.2	Modelo BCC . . . . .	30
3.4.3	Comparação entre as fronteiras dos Modelos BCC e CCR . . . . .	31
3.4.4	Modelagens do DEA . . . . .	32
3.5	A literatura acadêmica sobre a aplicação da DEA em bancos . . . . .	37
3.5.1	Implementação dos Modelos - DEA . . . . .	38
3.6	Modelo de Regressão Tobit . . . . .	39
<b>4</b>	<b>Metodologia da Pesquisa</b>	<b>42</b>
4.1	Metodologia . . . . .	42
4.2	Bases de Dados e Descrição das Variáveis . . . . .	42
4.3	Metodologia - Visão Sistêmica para alcançar os objetivos da pesquisa. . . . .	44
<b>5</b>	<b>Análise e Discussão dos Resultados</b>	<b>47</b>
5.1	Etapa 1: Seleção, qualificação e organização dos dados obtidos numa instituição financeira . . . . .	47
5.2	Etapa 2: Geração de escores de eficiência, análise das informações geradas e detalhamento da modelagem utilizada na aplicação do estudo de caso . . . . .	50
5.3	Etapa 3: Geração de escores de eficiência por Região do Brasil . . . . .	59
5.3.1	Região Nordeste (NE) . . . . .	59
5.3.2	Região Norte (N) . . . . .	63
5.3.3	Região Centro-Oeste (CO) . . . . .	66
5.3.4	Região Sul (S) . . . . .	70
5.3.5	Região Sudeste (SE) . . . . .	74
5.4	Valores Consolidados das Regiões do Brasil . . . . .	80
5.5	Aplicação e Cálculo da Regressão Tobit ao estudo de caso . . . . .	81
<b>6</b>	<b>Conclusões e Recomendações da Pesquisa</b>	<b>85</b>
	<b>Referências</b>	<b>90</b>

# Lista de Figuras

1.1	Detalhamento do processo para aplicação da <b>Análise Envoltória de Dados (DEA)</b> e da Regressão Tobit no estudo de caso. . . . .	6
2.1	Número de publicações no período de 1992 até 2021 . . . . .	12
2.2	Número de publicações de cada País no período de 1992 até 2021. . . . .	14
2.3	Nuvem de palavras – artigo sobre o tema <b>Análise Envoltória de dados</b> com enfoque em gestão de riscos para bancos. . . . .	15
2.4	Mapa de calor de co-citation . . . . .	16
2.5	Mapa de calor de coupling . . . . .	16
3.1	Organização do Sistema Financeiro Nacional . . . . .	19
3.2	Tipos de Bancos do Sistema Bancário Brasileiro . . . . .	20
3.3	Processo de Gestão de Riscos . . . . .	25
3.4	Modelo Circular de Plano de Ação para reduzir Risco Operacional . . . . .	26
3.5	Comparação entre as fronteiras dos modelos BCC e CCR . . . . .	32
3.6	Discriminação dos modelos e modelagens do DEA . . . . .	33
3.7	Orientações dos modelos matemáticos para os inputs e os outputs . . . . .	34
4.1	Visão sistêmica das etapas da pesquisa para alcançar os objetivos do estudo de caso. . . . .	45

# Lista de Tabelas

2.1	Quantitativos de artigos acadêmicos das pesquisas realizadas nas bases de dados <b>WoS</b> e Scopus aplicando filtros por meio de palavras-chaves . . . . .	9
2.2	Ranking dos jornais/revistas, que são atinentes a linha de pesquisa, com maiores fatores de impacto extraído da base <b>WoS</b> . . . . .	11
2.3	Autores com maior número de citações . . . . .	12
2.4	Documentos científicos mais citados . . . . .	13
5.1	Quantitativo de DMUs por Região do Brasil . . . . .	48
5.2	Quantidade de DMUs por Unidade Federativa - UF . . . . .	49
5.3	Resultado da aplicação DEA – DMUs com Eficiência 100% das Regiões N, NE e CO . . . . .	54
5.4	Resultado da aplicação DEA – DMUs com Eficiência 100% das Regiões Sul e Sudeste . . . . .	55
5.5	Média de eficiência e quantitativo das DMUs eficientes das Regiões do Brasil	56
5.6	Agências (DMUs) mais eficientes por UF com eficiência igual a 100% . . .	57
5.7	Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs à nível Nacional . .	58
5.8	Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região Nordeste	59
5.9	Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região NE . . .	60
5.10	DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região NE . . . . .	61
5.11	Ranqueamento das 73 DMUs da Região NE por grau de eficiência . . . . .	62
5.12	Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região Norte .	63
5.13	Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região Norte . .	64
5.14	DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região Norte . . . . .	65
5.15	Ranqueamento das 20 DMUs da Região Norte por grau de eficiência . . . . .	66
5.16	Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região CO . .	67
5.17	Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região CO . . .	68
5.18	DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região CO . . . . .	69

5.19	Ranqueamento das 51 DMUs da Região Centro-Oeste por grau de eficiência	70
5.20	Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região Sul . .	71
5.21	Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região Sul . . .	71
5.22	DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região Sul . . . . .	73
5.23	Ranqueamento das 67 DMUs da Região Sul por grau de eficiência . . . . .	74
5.24	Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região Sudeste	75
5.25	Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região Sudeste .	76
5.26	DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região Sudeste . . . . .	77
5.27	DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região Sudeste . . . . .	78
5.28	Ranqueamento das 72 DMUs da Região Sudeste por grau de eficiência . . .	79
5.29	Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs à nível Nacional . .	80
5.30	Visão geral das eficiências das 5 Regiões do Brasil . . . . .	81
5.31	Resultados do Modelo Regressão Tobit . . . . .	83

# Lista de Quadros

1	Tipos de Riscos na atividade bancária . . . . .	22
2	Variáveis de Inputs e Outputs (Suporte Técnico) . . . . .	38
3	Indicadores de inputs e outputs para o modelo DEA . . . . .	43
4	Variáveis de inputs e outputs para o modelo DEA . . . . .	50

# Lista de Abreviaturas e Siglas

**Bacen** Banco Central do Brasil.

**DEA** Análise Envoltória de Dados.

**DMU** *Decision Making Unit* - Unidade Tomadora de Decisão.

**IBGE** Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

**IDH-M** Índice de Desenvolvimento Humano por Município.

**IPEA** Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.

**JCR** Journal Citation Reports.

**JIF** Journal Impact Factor.

**LGPD** Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais.

**PIB** Produto Interno Bruto.

**PIB-Município** Produto Interno Bruto do Município.

**PNUD** Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento.

**SFN** Sistema Financeiro Nacional.

**TEMAC** Teoria do Enfoque Metaanalítico Consolidado.

**WoS** *Web of Science*.

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Contextualização

As instituições financeiras, que serão a proposta de objeto de estudo deste trabalho, estão sujeitas a diversos tipos de riscos, tais como o risco operacional, que é materializado ao incorrerem perdas oriundas de falhas em sistemas, processos ou procedimentos funcionais, bem como provenientes de eventos externos à instituição.

O foco deste trabalho será no gerenciamento do risco operacional na modalidade evento externo, mais precisamente com foco em roubos externos e fraudes contra o sistema bancário. Para este estudo de caso será utilizada pesquisa operacional de forma a realizar os investimentos em segurança física e patrimonial, de uma instituição financeira, com o propósito de aprimorar a eficiência operacional assim como também mitigar as perdas operacionais.

Os bancos de modo geral sempre são visados por serem instituições que possuem dinheiro físico em suas dependências. Com o aumento do crime organizado, estas instituições vêm sofrendo ataques de meliantes que utilizam *modus operandi* cada vez mais ousados, tais como o uso de explosivos e armamento de alto calibre de forma ao enfrentamento das autoridades com o propósito de obterem êxito em suas investidas criminosas.

Conforme discorre [Machado, 2011], dentre os mais diversos tipos de risco, o risco patrimonial se evidencia no universo de tais corporações. Eventos oriundos do ambiente externo, tais como assaltos, arrombamentos e vandalismo; e eventos originados do ambiente interno, tais como fraudes e vazamentos de informações, configuram situações absolutamente críticas quanto a exposição de risco daquelas instituições.

De forma a mitigar este tipo de risco operacional, os bancos se veem obrigados a realizar investimento pesado, sob a ótica da segurança física e patrimonial, com o propósito de ser eficiente e eficaz na decisão da aplicação dos recursos de forma a mitigar as crescentes perdas operacionais.

Com a proposta de apresentar a dimensão dos valores que são investidos no setor bancário, destaco o artigo apresentado por [Maragno & Borba, 2014] que discorre sobre os investimentos de segurança dos bancos brasileiros, na qual informa que, no ano de 2013, 5,76% das receitas dos bancos brasileiros foram investidos em segurança. Ele destaca que, em 2013, o sistema bancário gerou um esforço total de R\$ 47,9 bilhões para apresentarem adequados níveis de segurança.

De forma a inibir tais ações, os bancos vêm investindo pesado em tecnologia com centrais de monitoramento dos ambientes, abertura compartilhada de cofres com a central de monitoramento, cofres com solução de tingimento das cédulas, implementação de inteligência artificial, modelos preditivos, uso de reconhecimento facial e biométricos em geral. Além disso, são desenhados diversos processos e procedimentos de forma a mitigar tais perdas operacionais.

Existem legislações e regulamentações específicas que os estabelecimentos financeiros são obrigados a atenderem de forma a terem seu funcionamento autorizado, tais como a lei [7.102, 1983] que estabelece regras quanto ao uso do serviço de vigilância assim como a portaria da DPF nº 3.233/12 [Brasil, 2012] que regula a fiscalização dos planos de segurança dos estabelecimentos financeiros a nível nacional.

Além de legislações de âmbito nacional, é verificado que os municípios, conforme preconizado no artigo 30, inciso I, da Constituição Federal [CF, 1988], dispõem de autonomia para elaboração de leis destinadas a garantir o melhor atendimento e conforto aos usuários dos serviços bancários.

Também, vem sendo discutido no Congresso Nacional, o projeto de lei do Senado [nº 135, 2010] que tratará do Estatuto de Segurança Privada e, possivelmente, trará novos desafios para o setor bancário, na qual possivelmente serão exigidos novos artefatos de segurança física para suportar o negócio e oferecer melhor segurança para os colaboradores e clientes.

Por oportuno, também, há necessidade de que todo esse arcabouço jurídico assim com a implementação de artefatos de segurança física nas agências respeitem a Lei [13.709, 2018], conhecida como a Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais – LGPD, que trata do atendimento a proteção de dados pessoais e privacidade.

Atualmente, uma das tecnologias que vem sendo implementada pela área de segurança bancária, na qual podemos citar como exemplo, e que vem gerando grande questionamento, frente à LGPD, é a biometria facial. Segundo a [Febraban, 2020], o uso dos limites dessa tecnologia está sob intenso debate, principalmente quando está em jogo a privacidade do cidadão. Inclusive, no ano de 2020, a União Europeia levantou um debate com a sociedade civil, para regular o uso da inteligência artificial e de reconhecimento facial em massa, devido aos diversos questionamentos que vem acontecendo.



Levando em conta essas considerações expostas e atuando com uma visão estratégica com foco no que deve ser priorizado e investido nos bancos com a proposta de mitigar as perdas operacionais decorrentes de roubo externo, é necessário um estudo aprofundado, respeitando as diversas legislações, com o propósito de elaborar um modelo de gestão de risco operacional de forma que o órgão decisor disponha de maiores informações para a tomada de decisão e defina quais são os aparatos de segurança mínimos necessários a serem utilizados na Rede de Agências da Instituição Financeira com o propósito de otimizar os investimentos necessários obtendo o menor risco operacional.

Considerando o exposto acima, e as demais regulamentações e normas a respeito dos temas supracitados, o presente trabalho pretende empregar a Análise Envoltória de Dados - DEA, com o objetivo de identificar as Unidades de Tomada de Decisão - **DMUs** e determinar os pontos a serem evoluídos em termos de eficiência.

A proposta é apresentar um modelo de avaliação de eficiência por meio de variáveis e verificar a eficiência de cada **DMU** de uma instituição financeira frente as demais **DMUs**, além de propor metas que possam otimizar os investimentos, sob o aspecto da segurança física e patrimonial, fazendo com que os níveis de risco operacional sejam adequados a política de gerenciamento de risco da instituição. Assim, as seguintes perguntas serão respondidas durante a elaboração do estudo, considerando o período analisado, sob o aspecto de mitigação de perda operacional decorrente de ataques de meliantes:

- (a) Quais são as agências, Regiões do Brasil e Unidades Federativas que tiveram maior ou menor eficiência em termos de investimentos em segurança física e patrimonial?
- (b) O modelo de avaliação de eficiência proposto é aplicável e tenta resolver o problema apresentado assim como apresenta quais os fatores que podem impactar a eficiência das agências?

## **1.2 Justificativa**

Os bancos vêm investindo fortemente na área de segurança da informação, física e patrimonial de forma a atender o planejamento estratégico - mitigação de risco operacional, no entanto, é percebido que a estratégia atual, com base nas informações atuais para a melhor decisão, é insatisfatória.

Percebe-se que os ataques de meliantes as instituições bancárias são cada vez mais recorrentes, gerando grandes perdas financeiras a instituição com cifras milionárias, forte impacto na sociedade com descontinuidade do serviço bancário em várias cidades, violência e temor pela força bruta que os criminosos utilizam, e, além de tudo, o recurso roubado que fomenta o crime organizado.

Desta forma, a proposta do trabalho é de grande impacto para a instituição pois tem o foco na otimização dos investimentos com maior eficiência, redução significativa da perda operacional, integração com o uso de novas tecnologias agregando valor a empresa e a sociedade respeitando os aspectos legais. Além disso, também, extrapola o aspecto financeiro, pois busca atender com maior plenitude a responsabilidade socioambiental. Neste trabalho a gestão de risco será utilizada como uma ferramenta de apoio à decisão com o propósito de apresentar possíveis cenários com base em informações integradas e estruturantes, de forma que o gestor do banco possa autorizar ou não determinado investimento de maneira eficiente.

Uma correta análise da eficiência dos indicadores e do modelo de eficiência a ser aplicado poderá otimizar os investimentos a serem realizados e mitigar as perdas operacionais realizados pela instituição, assim como agregar maior segurança para os ambientes do banco e comunidade em geral.

Diante das perguntas a serem respondidas assim como da justificativa exposta, foram levantadas duas hipóteses de pesquisa que temos como intento neste estudo:

- A primeira, seria calcular as eficiências das **DMUs** de forma a verificar se as variáveis e o modelo de eficiência que serão utilizados no estudo de caso, sob a ótica de risco operacional no âmbito da segurança física e patrimonial, podem ter relação significativa com a gestão do risco operacional no que concerne aos investimentos em segurança física e patrimonial na área bancária;

- A segunda, seria calcular o que gera a eficiência de forma a verificar se há uma relação significativa com a mitigação de riscos e otimização dos investimentos na segurança física e patrimonial na área bancária.

### **1.3 Objetivo Geral**

Como objetivo geral o trabalho se propõe a empregar um método científico que seja capaz de identificar as possíveis variáveis que possam determinar os pontos a serem evoluídos em termos de eficiência dos investimentos, sob aspecto de segurança física e patrimonial, numa instituição financeira, de forma a otimizar os investimentos e manter ou, se possível, mitigar as perdas operacionais decorrentes de roubo externo conforme apetite de risco estabelecido pelos gestores.

### **1.4 Objetivos Específicos**

Para atingir o objetivo geral, será necessário cumprir os seguintes objetivos específicos na ordem que estão dispostos abaixo:

OE1: Identificar práticas de eficiência operacional com a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) utilizadas preferencialmente em instituições financeiras;

OE2: Definir os indicadores inputs/outputs e as DMUs que serão utilizados na aplicação da análise de envoltória de dados;

OE3: Levantar os dados dos indicadores (variáveis) dos inputs, outputs e das DMUs na base de dados da instituição financeira;

OE4: Com suporte de um software que realize os cálculos da análise de envoltória de dados, identificar as DMUs e as regiões geográficas mais eficientes;

OE5: Agrupar as agências bancárias em ordem crescente ou decrescente de exposição a riscos operacionais de forma a disponibilizar uma melhor visão para a tomada de decisão;

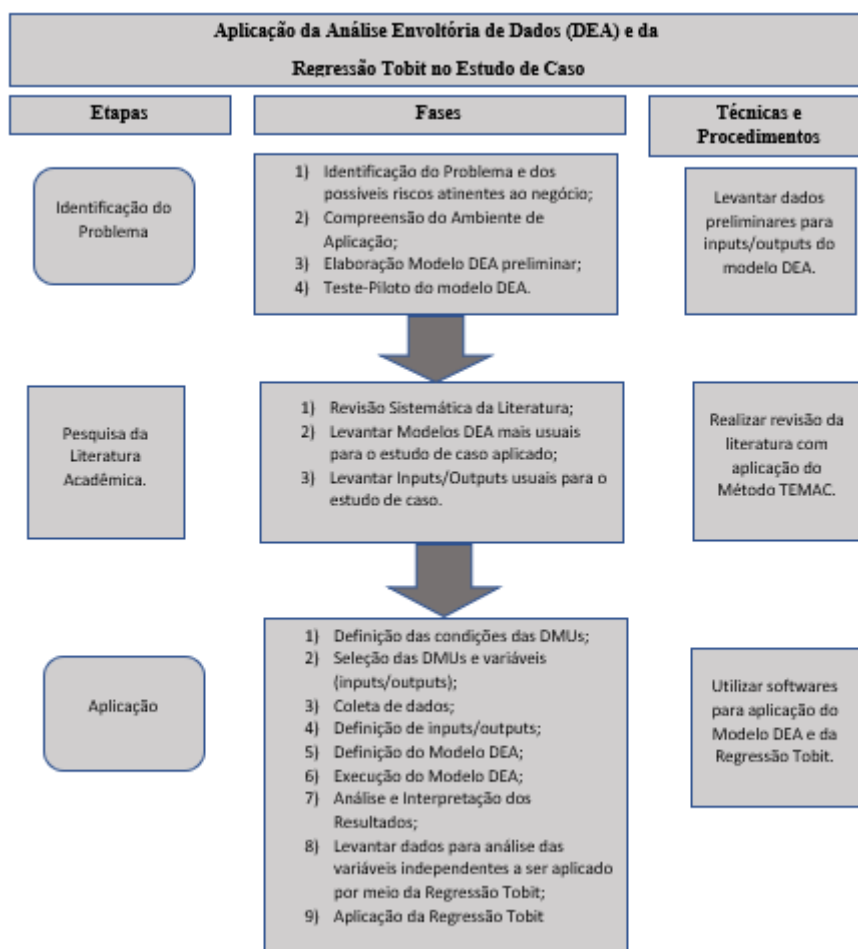
OE6: Apresentar as DMUs eficientes que podem ser utilizadas como benchmarks das DMUs ineficientes;

OE7: Apresentar, se for possível, quais valores a serem investidos podem ser reduzidos, mantendo o nível de eficiência operacional na área analisada.

OE8: Apresentar as possíveis influências de variáveis independentes na eficiência das DMUs.

Por oportuno, na Figura 1.1 é apresentado uma visão geral descrevendo as etapas e fases assim como as técnicas e procedimentos necessários que foram utilizados para aplicação do estudo de caso proposto.

Figura 1.1: Detalhamento do processo para aplicação da **Análise Envoltória de Dados (DEA)** e da Regressão Tobit no estudo de caso.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A geração da necessidade do Modelo **DEA** no estudo de caso, somente foi possível após a identificação do problema e dos riscos atinentes assim como a compreensão do ambiente de aplicação, na qual pode-se entender a necessidade de criação de um ranking das dependências da instituição financeira com base em dados de inputs e outputs potenciais existentes na instituição.

Também, é interessante destacar que a aplicação da Regressão Tobit no estudo das variáveis independentes só foi vislumbrado com o avanço da pesquisa. Pois, foi percebido que havia necessidade de termos uma melhor leitura do impacto de determinadas variáveis frente ao modelo.

## 1.5 Estrutura do Trabalho

Orientado pelos Objetivos Específicos (1.4) apresentados neste documento, iniciar-se-á pela revisão sistemática da literatura de forma a identificar trabalhos afins a linha de pesquisa, utilizando a **DEA**, preferencialmente, na área bancária, com enfoque na área de segurança física e patrimonial para instituições financeiras.

Logo após a revisão da literatura e a definição dos contextos, será elaborado um capítulo sobre o referencial teórico, de forma a abordar os diversos aspectos envolvidos na linha de pesquisa proposta, tais como riscos, gestão de risco, análise envoltório de dados e regressão Tobit.

No capítulo seguinte, será abordado a metodologia do trabalho, na qual será apresentado os indicadores de input/output utilizados na **DEA**, detalhamento das **DMUs** e a aplicação da regressão Tobit.

Em seguida, um capítulo abordando a análise e discussão dos resultados do trabalho. Por fim, um capítulo final discorrendo a conclusão e possíveis recomendações de trabalhos futuros.

Por oportuno, é importante destacar que as bases de dados, registros, ocorrências necessárias à realização do estudo estão disponíveis na instituição alvo da pesquisa que terão todas os dados das variáveis mascarados por envolver dados sensíveis. E, também, utilizaremos as bases de dados do **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)** e do **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA)** para aplicação da regressão no estudo de caso.

## Capítulo 2

# Revisão Sistemática da Literatura

O número de bases de dados e conteúdos disponíveis cresceu exponencialmente quando se trata de pesquisa científica conforme afirmam [Mariano & Santos, 2017], além de declararem que atualmente as bases de dados bibliográficas existentes mais importantes são *Web of Science* (WoS) [WoS, 2022], Scopus [Scopus, 2022] e Google Scholar [Scholar, 2022]. Assim sendo, mesmo existindo outras bases de dados importantes e específicas para cada área de conhecimento, realizar uma revisão do estado da arte sem observar os estudos destes três grandes conteudistas (WoS, Scopus e Google Scholar) é desconsiderar achados muito importantes da Ciência.

Sendo assim, foi realizado inicialmente uma revisão sistemática da literatura de caráter exploratório e descritivo, na qual se utilizou palavras-chaves na língua inglesa para as bases de dados WoS e Scopus e palavras-chaves na língua portuguesa para o Google Scholar com o propósito de trazer uma perspectiva de trabalhos acadêmicos que foram publicados em nosso vernáculo, tendo em vista que o estudo de caso é aplicado numa instituição financeira brasileira.

Desta forma, para a aplicação da revisão sistemática da literatura nas bases de dados WoS e Scopus, foram realizadas buscas em “todos os campos”, utilizando palavras-chaves, conforme descrito na Tabela 2.1, na qual foram realizados três filtros de pesquisa, com a proposta de encontrar artigos acadêmicos atinentes a linha de estudo desta pesquisa. Não delimitamos o período da pesquisa, porém todos os trabalhos publicados nas bases de dados pesquisadas estavam no período de 2006 até 2021.

Tabela 2.1: Quantitativos de artigos acadêmicos das pesquisas realizadas nas bases de dados **WoS** e Scopus aplicando filtros por meio de palavras-chaves

<b>Filtros</b>	<b>Palavras-chaves na busca</b>	<b>WoS</b>	<b>Scopus</b>
1º	“Data envelopment analysis”	17344	20512
2º	“data envelopment analysis” and "operational risk"	8	11
3º	“data envelopment analysis” and "operational risk"and “bank”	5	5

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Após a aplicação do terceiro filtro, foram encontrados 10 artigos acadêmicos, sendo 5 de cada base (**WoS** e Scopus). E, após uma análise mais detalhada, nenhum dos artigos apresentaram afinidade com a proposta da pesquisa.

Para a base de dados Google Scholar, foi pesquisado por meio das seguintes palavras chaves na língua portuguesa: "análise envoltória de dados", "risco operacional" e “bancos”. Foram encontrados poucos trabalhos com alguma afinidade com a proposta de pesquisa e nenhum artigo de revisão.

Após verificar a inexistência de um trabalho acadêmico similar ao estudo de caso proposto nesta pesquisa e ter encontrado poucos trabalhos acadêmicos, conforme descrito acima, por afinidade com a linha de pesquisa, ajustamos a revisão da literatura, dando maior amplitude a proposta do trabalho sem se prender ao tipo de risco de forma a obter um resultado com maior abrangência e ter mais subsídios para construção do trabalho, tais como artigos mais citados ou autores mais citados com o propósito de enriquecer a pesquisa.

Para isso, utilizou-se, de maneira adicional, a revisão sistemática da literatura de caráter exploratório e descritivo por meio do enfoque meta-analítico, método que é realizado por meio de três etapas conforme proposto por [Mariano & Santos, 2017], em adaptação ao estudo de [Garcia & Ramirez, 2004]. Para o desenvolvimento desta pesquisa foi utilizado a **Teoria do Enfoque Metaanalítico Consolidado (TEMAC)**. Segundo [Mariano et al., 2011], o **TEMAC** consolida as possibilidades até então apresentadas na literatura sobre o Enfoque Meta-analítico garantindo que os principais critérios de avaliação de qualidade dos estudos sejam respeitados, incorporando aspectos metodológicos e avanços tecnológicos, possibilitando a seleção de filtros para os dados de maneira sistemática alcançando o estado da arte completo sobre determinado assunto e permitindo que as linhas de pesquisa e enfoques teóricos sejam identificadas.

Para a aplicação do enfoque meta-analítico, este trabalho utilizou a bases de dados dos repositórios **WoS**, no entanto, adaptamos o **TEMAC**, apresentando somente alguns dados que julgamos interessantes para a pesquisa.

## 2.1 Pesquisa na Base Web of Science

Realizamos inicialmente a pesquisa, no dia 12.11.2021, com a palavra-chave composta “data envelopment analysis” sem nenhuma delimitação quanto a ano de publicação ou área de conhecimento, e foram encontrados 17.277 artigos que tratam do assunto. Realizou-se novo filtro, utilizando o conectivo “and” de forma a refinar a pesquisa com as palavras-chaves: “data envelopment analysis” e “efficiency” e “bank” e “operational risk”. No entanto, foi verificado somente 3 artigos científicos que tinham pouca abordagem sobre a proposta deste estudo. Daí, ajustamos a pesquisa, dando mais amplitude a proposta do trabalho sem se prender ao tipo de risco de forma a obter um resultado com maior abrangência de forma a ter mais subsídios para construção do trabalho.

Desta forma, foi utilizado as palavras-chaves “data envelopment analysis” e “efficiency” e “bank” e “risk”. A única mudança foi não delimitar o tipo de risco, e obteve-se 289 resultados no período de 1992 até 2021.

Em seguida, foi realizado um refinamento pelas categorias temáticas (áreas do conhecimento) identificados no Portal *Web of Science* (WoS) que guardam alguma afinidade com a proposta dessa dissertação:

- Economics (Economia);
- Business, Finance (Negócios, Finanças);
- Operations research management Science (Ciência da Gestão da Pesquisa Operacional);
- Management (Gestão);
- Business (Negócios);

Após este filtro, obteve-se 252 trabalhos acadêmicos. Com este levantamento, demos início ao levantamento de informações gerais da pesquisa.

### 2.1.1 Análise dos periódicos mais relevantes

Após a identificação dos assuntos que apresentam afinidade com o tema em estudo, elabora um ranking das publicações mais relevantes, de acordo com critérios bem definidos. A ferramenta utilizada foi o **Journal Citation Reports** (JCR) do portal **WoS**, que é



um módulo do portal utilizado para a geração de relatórios de citações de revistas e/ou jornais. O ranking baseou-se no indicador **Journal Impact Factor (JIF)**. Conforme definição disponibilizada pelo próprio site, o **JIF** contempla todas as citações à revista no ano atual do **JCR** para os itens publicados nos dois anos anteriores, dividido pelo número total de artigos acadêmicos (artigos, resenhas e artigos de trabalhos) publicados na revista nos dois anos anteriores. O ano de referência (mais recente) disponível no site, no momento desta pesquisa, é 2020 (Journal Citation Reports Year). O ranking das principais revistas e jornais estão disponíveis na Tabela 2.2.

Tabela 2.2: Ranking dos jornais/revistas, que são atinentes a linha de pesquisa, com maiores fatores de impacto extraído da base **WoS**

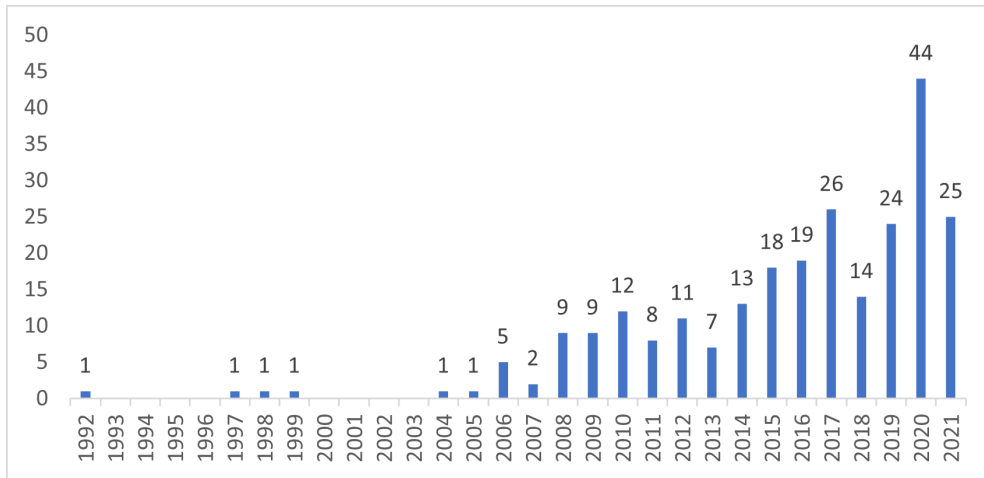
Nome do Jornal ou Revista	Categoria	Total de Citações	Fator de Impacto (JIF)
Academy of Management Annals	Gestão	6.851	16.438
Quarterly Journal of Economics	Economia	38.427	15.563
International Journal of Management Reviews	Gestão	6.670	13.419
Academy of Management Review	Gestão	47.985	12.638
Journal of Business Venturing	Negócio	18.553	12.065
Journal of Management	Gestão	34.496	12.000
Journal of Service Management	Gestão	3.407	11.768
Journal of International Business Studies	Negócio	20.422	11.382
Administrative Science Quarterly	Negócio	25.321	11.113
Journal of Strategic Information Systems	Gestão	2.945	11.022

Fonte: O próprio autor (2022).

### 2.1.2 Evolução do assunto da pesquisa ano a ano

Nesta etapa, foram levantados os quantitativos das publicações no período de 1992 até 2021, conforme Figura 2.1. Percebe-se que o quantitativo de publicações sobre o tema expandiu principalmente após o início do ano de 2008, o que demonstra que o interesse pelo tema vem aumentando.

Figura 2.1: Número de publicações no período de 1992 até 2021



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

### 2.1.3 Autores com maior número de citações

Nesta etapa, foram levantados os cinco autores que tiveram mais de 20 citações no período de 1992 até 2021, que foi extraída da base WoS, acessado em 12.11.2021, conforme Tabela 2.3.

Tabela 2.3: Autores com maior número de citações

Autores	nº citações
Lu WM	35
Wanke P	30
Kweh QL	27
Wu J	24
Sufian F	22

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Dentre os autores mais citados, é de se destacar os artigos de Lu WM que, além de receber o maior número de citações, tratam do uso de **DEA** em diversos estudos de caso, com enfoque no sistema bancário. Porém, dentre os autores mais citados, não foi observado nenhum estudo que possa ser aplicado diretamente no estudo de caso proposto, tratando de assuntos atinentes a eficiência com o uso de **DEA** mas sem correlação direta com a proposta deste trabalho.

## 2.1.4 Documentos mais citados

Nesta etapa, foram levantados os documentos que foram mais citados na base *Web of Science* (WoS) em 12.11.2021. Dentre estes trabalhos acadêmicos, foi verificado que somente quatro publicações, dentre as mais de 252 analisadas, que tiveram um número significativo de citações, conforme exposto na Tabela 2.4.

Tabela 2.4: Documentos científicos mais citados

Título	Autores	Total de Citações
Capital structure, equity ownership and firm performance [Margaritis et al., 2010].	Margaritis, Dimitris; Psillaki, Maria	206
Efficiency measures of the Chinese commercial banking system using an additive two-stage DEA [Wang et al., 2014].	Wang, Ke; Huang, Wei; Wu, Jie; Liu, Ying-Nan	188
Bank competition, concentration and efficiency in the single european market [Casu & Girardone, 2006a].	Casu, B; Girardone, C	178
The impact of macroeconomic and regulatory factors on bank efficiency: A non-parametric analysis of Hong Kong's banking system [Drake et al., 2003].	Drake, L; Hall, MJB; Simper, R	171

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

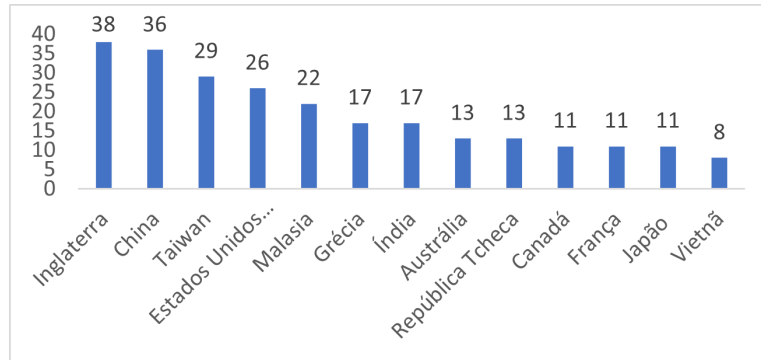
Destes artigos mais citados, os dois primeiros que receberam o maior número de citações, o de [Margaritis et al., 2010] e de [Wang et al., 2014], que apesar de não discorrerem diretamente sobre a proposta deste estudo de caso, apresentam o uso da técnica de DEA seguida do uso de uma regressão, que são conhecidos como DEA de dois estágios, e foram utilizados como subsídio para construção deste trabalho. O artigo de [Drake et al., 2003], que foi o quarto com o maior número de citações, discorre sobre a eficiência relativa de instituições que atuam no sistema bancário de Hong Kong utilizando a regressão Tobit de segundo estágio, técnica utilizada na construção deste trabalho para realização da análise dos fatores exógenos.

## 2.1.5 Países que mais publicaram sobre a temática pesquisada

Por meio da Figura 2.2, é apresentado os países que mais pesquisaram, com base nas palavras-chaves supracitadas, ao longo dos anos de 1992 até 2021 dentro da base *Web of Science* (WoS). Verifica-se que a Inglaterra aparece como o principal país em termos

de publicações com cerca de 15% de toda a publicação mundial. Em seguida aparece China, Taiwan, Malásia e Estados Unidos que junto apresentam aproximadamente 45% das publicações mundiais. Em relação a produção nacional, o Brasil não apresentou nenhuma publicação sobre o tema de pesquisa.

Figura 2.2: Número de publicações de cada País no período de 1992 até 2021.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

### 2.1.6 Frequência de palavras-chaves

Esta etapa envolve a análise das palavras-chaves (Keywords) presentes nos artigos estudados. Estas palavras revelam características próprias de cada trabalho, permitindo agrupar os estudos e classificá-los conforme [Mariano et al., 2011]. A partir da base de artigos, extrai-se somente as palavras chaves para que se proceda a análise pretendida. A utilização de ferramentas “word cloud”, ou nuvem de palavras, pode facilitar a visualização de palavras e respectivas frequências. Tais ferramentas dispõem graficamente diversas palavras lidas de uma fonte, categorizando-as de acordo com a frequência em que ocorram (maior frequência, maior é o tamanho da fonte). Na Figura 2.3, foi utilizado a ferramenta TagCrowd [TagCrowd, ].

Figura 2.3: Nuvem de palavras – artigo sobre o tema Análise Envoltória de dados com enfoque em gestão de riscos para bancos.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

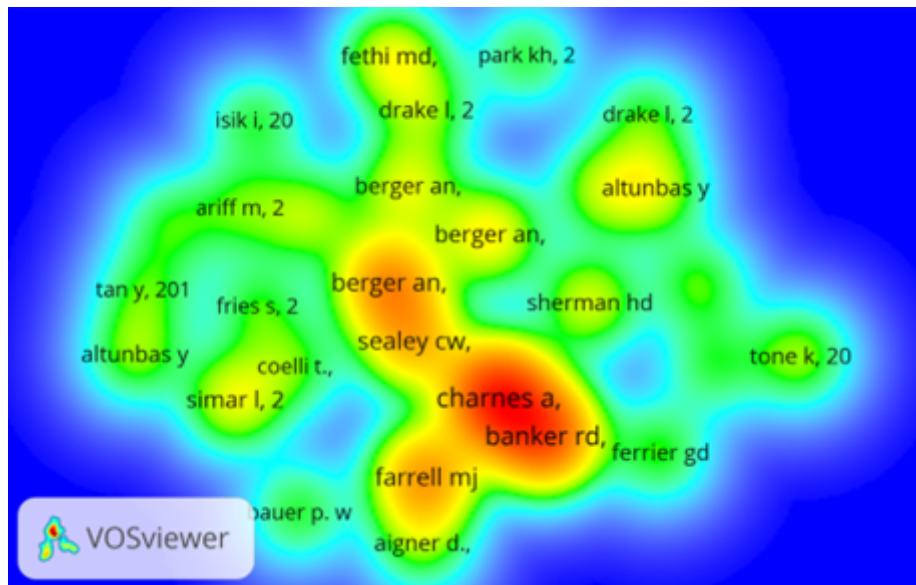
Destacam-se como palavras-chaves de maior incidência: banks, efficiency, DEA, risk, analysis, model e performance. As quatro primeiras palavras formam os termos utilizados neste estudo, e seria esperado sua aparição com maior frequência. As demais palavras guardam afinidades com exposições conceituais sobre o tema. Destaca-se, por fim, a palavra “performance”, que evidencia, de forma coerente, o principal enfoque teórico apontado neste estudo.

Por último nesta etapa, foi utilizado o software [VOSviewer, ], com a finalidade de criar clusters de aproximação dos dados, elaborando mapas de calor, facilitando a visualização da análise de co-citation e coupling com base nos registros encontrados na base de dados *Web of Science* (WoS) do estudo de caso deste trabalho.

Na análise de co-citation é possível compreender quais autores costumam ser citados simultaneamente, indicando similaridade entre as linhas de pesquisa. Enquanto, que na análise de coupling pode se observar quando dois ou mais trabalhos fazem referência a um terceiro trabalho em comum, indicando que as chances são que os trabalhos têm um assunto em comum.

Foram realizadas análises de co-citation de todos os trabalhos indexados na base de dados e de coupling dos últimos 10 anos. A análise de co-citation, conforme mapa de calor apresentado na Figura 2.4, apresenta as principais abordagens da pesquisa e o coupling os principais fronts de pesquisa que estão expostos na Figura 2.5. Após estas análises foram realizadas as leituras dos principais artigos.

Figura 2.4: Mapa de calor de co-citation

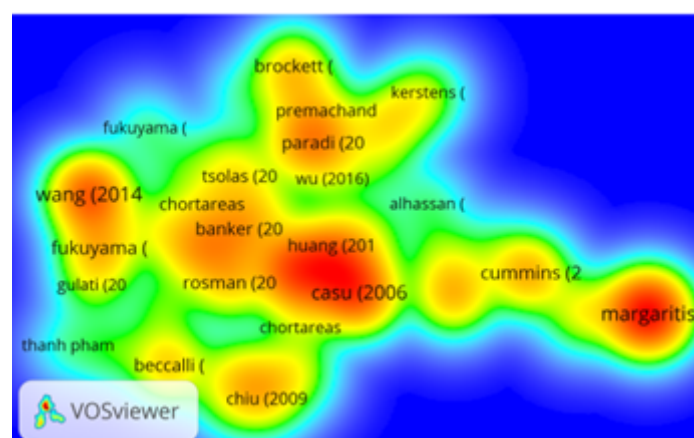


Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Pode-se verificar que os locais mais significativos que estão com vermelho intenso, conforme Figura 2.4, se destacam dois autores Charnes e Banker. Estes autores são responsáveis por dois dos modelos básicos mais utilizados nas aplicações envolvendo Análise Envoltória de Dados que são encontrados na literatura.

Para o segundo mapa de calor, conforme Figura 2.5, tem-se o coupling que revela os fronts de pesquisa, na qual é possível observar uma grande concentração na mancha vermelha onde se situa o trabalho de Margaritis e Casu.

Figura 2.5: Mapa de calor de coupling



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Os trabalhos de [Casu et al., 2006] e [Casu & Girardone, 2006b] são amplamente citados para verificar a eficiência e desempenho de bancos na Europa, na qual é utilizado o

modelo **Análise Envoltória de Dados (DEA)**. No trabalho de [Casu & Girardone, 2006b], ela discorre que na maioria dos países, os bancos alcançam maior eficiência por meio da racionalização de custos. Enquanto o trabalho de [Margaritis et al., 2010] utiliza amostras de empresas de diferentes áreas e mostra a aplicação do **DEA** com o uso de regressão logística para avaliar a importância da eficiência por meio de indicadores não financeiros.

Por meio da pesquisa na base acadêmica Web of Science, foi encontrado uma publicação de revisão sistemática da literatura de [Bhatia et al., 2018] que apresenta uma abordagem no contexto de eficiência e produtividade de bancos. Este artigo é uma compilação de 103 estudos selecionados. Por meio desta compilação, foram encontradas onze áreas temáticas a serem analisadas: filial, comparação, consolidação e expansão, desregulamentação e regulamentação, meio ambiente, insumo-produto, metodológico, avanços, atividades não tradicionais, desempenho de ações e risco. Para a temática risco, que é o foco deste estudo, [Bhatia et al., 2018] cita que há diversos estudos que investigam a interação entre risco e eficiência bancária, tais como o trabalho de [Sun & Chang, 2011] que destaca o impacto de vários tipos de risco (risco de crédito, risco de mercado e risco operacional) sobre a eficiência do banco.

Nesta pesquisa, não foram identificados estudos de caso que sejam relevantes que possam oferecer subsídios para construção deste trabalho. Porém, foi encontrado o artigo [Carvalho et al., 2017] que faz uma revisão da literatura abordando as variáveis (inputs e outputs) mais utilizadas na análise envoltória de dados assim como descrevendo que o Modelo CCR é o mais encontrado nas pesquisas que trata do setor bancário nacional e internacional. No entanto, deve ressaltar que não foram encontradas pesquisas anteriores com proposta de utilização do **DEA** para avaliação da eficiência dos investimentos em segurança física e patrimonial bancária em nenhuma das bases científicas que foram utilizadas nesta pesquisa.

# Capítulo 3

## Referencial Teórico

Nesse item são apresentados os tópicos que deram suporte ao desenvolvimento do estudo de caso aplicado na instituição financeira. Este referencial teórico é constituído com base numa ampla revisão da literatura acadêmica com base no levantamento de trabalhos publicados sobre o tema, buscando obter o estado da arte, identificar lacunas do conhecimento, bem como contribuir para o desenvolvimento da pesquisa por meio da investigação realizada. Desta forma, este capítulo tem a proposta de apresentar os conceitos necessários para o embasamento deste trabalho assim como a revisão da literatura, que inicialmente aborda os conceitos do sistema financeiro e sistema bancário nacional, posteriormente discorre sobre o acordo de Basiléia, riscos bancários e gestão de riscos, análise envoltória de dados e seus desdobramentos e por fim faz uma abordagem sobre o modelo de regressão Tobit.

### 3.1 Sistema Financeiro Nacional

Segundo [Bacen, 2022], o **Sistema Financeiro Nacional (SFN)** é formado por um conjunto de entidades e instituições que promovem a intermediação financeira, isto é, o encontro entre credores e tomadores de recursos. É por meio do sistema financeiro que as pessoas, as empresas e o governo circulam a maior parte dos seus ativos, pagam suas dívidas e realizam seus investimentos.

Ainda segundo [Bacen, 2022], o **SFN** é organizado por agentes normativos, supervisores e operadores, conforme exposto na Figura 3.1. Os órgãos normativos determinam regras gerais para o bom funcionamento do sistema. As entidades supervisoras trabalham para que os integrantes do sistema financeiro sigam as regras definidas pelos órgãos normativos. Os operadores são as instituições que ofertam serviços financeiros, no papel de intermediários.



Figura 3.1: Organização do Sistema Financeiro Nacional



Fonte: Extraído do sítio do Bacen (2022) [Bacen, 2022]

Dentre os operadores, daremos destaque ao sistema bancário brasileiro que será objeto deste estudo.

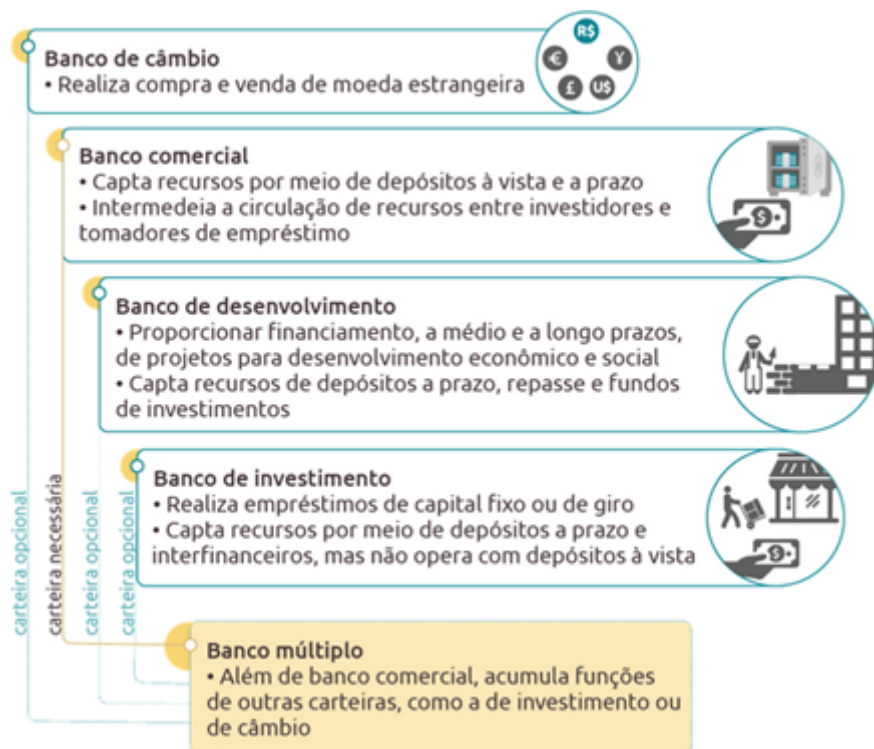
### 3.1.1 Sistema Bancário Brasileiro

Ainda segundo [Bacen, 2022], banco é a instituição financeira especializada em intermediar o dinheiro entre poupadores e aqueles que precisam de empréstimos, além de custodiar (guardar) esse dinheiro. Ele providencia serviços financeiros para os clientes (saques, empréstimos, investimentos, entre outros). Os bancos são supervisionados pelo Banco Central do Brasil (Bacen), que trabalha para que as regras e regulações do Sistema Financeiro Nacional (SFN) sejam seguidas por eles.

A manutenção da estabilidade e da solidez do SFN e, conseqüentemente, da economia de um país, passa por um sistema bancário eficiente e seguidor das regras determinadas

pelo regulador. Na Figura 3.2 estão expostas as definições dos diversos tipos de bancos existentes do sistema bancário brasileiro.

Figura 3.2: Tipos de Bancos do Sistema Bancário Brasileiro



Fonte: Extraído do sítio do [Bacen, 2022]

### 3.1.2 Basileia

E, para que o sistema bancário seja eficiente e seguidor das regras, deve-se ter uma supervisão bancária com regras bem definidas e estabelecidas. Para isso, foi criado o Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, que tem tido um papel crucial, estabelecendo princípios por via de seus acordos entre as várias entidades de regulação e supervisão das maiores economias mundiais.

Segundo [Pires, 2012], em 1988, foi criado o Acordo de Basileia (Basileia I) pelo Comitê de Supervisão Bancária de forma a harmonizar os padrões de supervisão bancária. Este acordo estabeleceu mínimos de solvabilidade para o sistema bancário internacional no sentido de reforçar a sua solidez e estabilidade. Com o desenvolvimento de novas potências econômicas e novas necessidades regulamentares, em 2004, foi publicado o novo Acordo de Capital – o Basileia II. Este acordo pretendia tornar os requisitos de capital mais sensíveis ao risco, promover a atuação das autoridades de supervisão e a disciplina de mercado (através do seu Pilar II) e encorajar a capacidade de cada instituição mensurar e gerir o seu risco.

Ainda segundo [Pires, 2012], em 2010, foi criado o Acordo de Basileia III, com adoção prevista até 2019, veio reforçar estas medidas com a criação de um quadro regulamentar e de supervisão mais sólido, por parte das instituições de crédito. Surge, assim neste contexto, o Modelo de Avaliação de Risco para o setor bancário.

Nos itens seguintes, serão apresentados os principais tipos de riscos do setor bancário, assim como uma visão da gestão de riscos, e mais precisamente, sobre a gestão de risco operacional que será a proposta deste estudo de caso.

## 3.2 Riscos do Setor Bancário

A atividade bancária, pela sua natureza específica, implica a exposição da instituição a diversos tipos de riscos. Segundo [Peleias et al., 2007] assumir riscos está no cerne das atividades de uma instituição financeira.

[Duho et al., 2020] cita que a literatura identifica muitos tipos de riscos na área bancária, tais como: risco de crédito, risco de mercado, risco de insolvência, risco de liquidez, risco de capital e risco operacional.

[Amaral, 2015] apresenta, por meio do Quadro 1, os riscos que os bancos estão expostos, classificando os riscos de acordo com a sua natureza, sendo: risco financeiros quando o risco está diretamente relacionado aos ativos e passivos monetários da instituição; risco não financeiro quando o risco resulta de circunstâncias externas (fenômenos sociais, políticos ou econômicos) ou internos (recursos humanos, tecnológicos, procedimentos e outros) à instituição; ou outros riscos que são descritos como risco específico cujo impacto negativo resulta num forte desequilíbrio para todo o sistema financeiro, quer a nível do país ou do mundo.

Quadro 1: Tipos de Riscos na atividade bancária

Riscos	Tipos	Subcategoria	Descrição
Riscos Financeiros	Crédito	Incumprimento Concentração Colaterais	Risco de ativo ou empréstimo se tornar todo ou em parte irrecuperável no caso de default.
	Mercado	Taxa de Juro Taxa de Câmbio Preços/Commodities Cotações Ações/Trading Risco Imobiliário	Risco associado a instrumentos financeiros transacionados em mercados próprios e/ou por transações em mercados de reduzida liquidez.
	Liquidez	Fluxo Caixa Concentração	Falta de liquidez para fazer face aos compromissos assumidos.
Risco Não Financeiros	Operacional	Fraude/Erros/Processos Tecnologias Informação Segurança/Ambiente	Risco associado a falhas da inadequação de processos, pessoas e sistemas da informação.
	Negócio/Estratégia	Decisões Estratégicas	Alterações no mercado.
	Reputação	Imagem Pública	Percepção negativa da imagem.
	Legal/Compliance	Normas/Regras/Jurídico	Violação de regulamentos.
	País/Soberano	Perturbações Políticas	Risco de um Estado
	Fundo de Pensões	Desvalorização do Fundo	Contribuições não previstas.
Outros	Solvência	Capital	Incapacidade de cobrir perdas.
	Contágio	De ativos	Contaminação de agentes do setor.
	Sistémico	Choque Financeiro	Propagar todo setor financeiro.

Fonte: Adaptado de [Amaral, 2015]

Abaixo estão destacados alguns comentários e definições dos riscos bancários que são mais recorrentes na literatura académica.

### 3.2.1 Risco de Crédito

O risco de crédito, segundo [Jassé, 2019], está relacionado com as perdas inesperadas que poderão acontecer por incumprimento no pagamento de crédito contraído por clientes, seja um cliente de crédito particular, seja uma empresa ou interveniente numa operação financeira. As palavras de [Duhó et al., 2020] corroboram neste sentido, ao dizer que o risco de crédito reflete a probabilidade de os mutuários de um banco não serem capazes de cumprir as obrigações financeiras.

### 3.2.2 Risco de Mercado

O risco de mercado, conforme [Pereira, 2019], são os movimentos desfavoráveis no preço de mercado dos instrumentos da carteira de negociação, provocados principalmente pela detenção de posições de curto prazo em títulos de dívida e de capital, originam tais impactos negativos. Esta categoria corresponde àquele risco que afeta igualmente todas as entidades, embora não com a mesma magnitude, pois depende do grau de exposição, e que não pode ser eliminado por constituição de uma carteira de títulos diversificada. Neste sentido, os efeitos das variáveis macroeconômicas sobre as empresas, como por exemplo a taxa de inflação, a taxa de juro e a taxa de crescimento do **Produto Interno Bruto (PIB)**, são impulsionadores deste risco, pois podem alterar o valor dos ativos.

### 3.2.3 Risco de Insolvência

Já o risco de insolvência mede a probabilidade de um banco não ser capaz de atender obrigações. A solvência, segundo [Azevedo, 2020] está relacionada com as obrigações que os bancos se comprometem com os seus clientes.

### 3.2.4 Risco de Liquidez

O risco de liquidez é o risco de perda por não ser capaz de liquidar ativos em um preço e tempo razoáveis. [Arif & Annes, 2012] discorre que o risco de liquidez não afeta apenas o desempenho de um banco, mas também sua reputação. Também, descrevem que quando os bancos se deparam com problemas de liquidez, estes precisam de pedir recursos emprestados imediatamente de forma a cobrir o caixa do banco, no entanto, isto acarreta custos extras à instituição.

### 3.2.5 Risco País

O risco associado, conforme [Cacopa, 2015], a um país “reflete de uma forma global as características econômicas e financeiras de um certo espaço econômico e político e deve ser abordado de uma forma diferente do risco específico de cada empresa.

[Cacopa, 2015] ainda cita que no setor bancário, o risco do país, é o risco de vir a existir uma interferência de ordem política nas operações de um banco. Esta situação pode variar, desde a intervenção nas taxas de juros, ou a regulamentação de controlo de divisas até à nacionalização do próprio banco. Todos os negócios, de uma forma geral, estão expostos ao risco político, mas os bancos são mais vulneráveis a este risco porque fazem parte integralmente do sistema financeiro.

### 3.2.6 Risco Operacional

[Zupanović, 2014] declara que o risco operacional, embora definido como qualquer risco que não seja classificado como risco de mercado ou de crédito, é o risco de perda decorrente de processos internos, pessoas e sistemas inadequados ou falhas, ou de eventos externos.

O risco operacional, segundo [Kanchu & Kumar, 2013], envolve quebra de controles internos e governança corporativa levando a erro, fraude, falha de desempenho, comprometimento dos interesses do banco resultando em perda financeira. A implementação de práticas adequadas de governança corporativa por si só serviria como uma ferramenta de gerenciamento de risco eficaz. O banco deve se esforçar para promover uma compreensão compartilhada do risco operacional dentro da organização, especialmente porque o risco operacional é muitas vezes interligado com o mercado ou risco de crédito e é difícil de isolar.

Conforme [Jassé, 2019] explica, os riscos operacionais estão ligados a todos os processos de negócios do banco e potencial impacto do cumprimento ou não das políticas e procedimentos do banco, nomeadamente sistemas internos e tecnológicos, segurança da informação e medidas contra a deficiente gestão e fraude.

## 3.3 Gestão de Riscos

Para que os bancos possam realizar o gerenciamento destes diversos tipos de riscos, se faz necessário uma visão integrada dos diversos processos do banco com o propósito de mitigar as perdas decorrentes de tais riscos associados. Isto pode ser corroborado com as palavras de [Azevedo, 2020] que discorre que para controlar o risco e fazer com que o setor funcione corretamente, é necessário integrar processos de gestão adequados a todos os tipos de riscos. A gestão de riscos torna-se uma das principais funções de qualquer instituição bancária, consistindo em identificar o risco e controlá-lo de modo a mantê-lo num nível aceitável. Estes níveis diferem de instituição para instituição e de país para país.

A Figura 3.3 sumariza como o processo geral de gestão de riscos deve ocorrer.

Figura 3.3: Processo de Gestão de Riscos



Fonte: [Azevedo, 2020] e citado por [Kanchu & Kumar, 2013]

Por oportuno, dentre os diversos tipos de riscos supracitados neste trabalho, abordaremos sobre gestão de risco operacional por se tratar de aspecto que será abordado e o foco desta pesquisa.

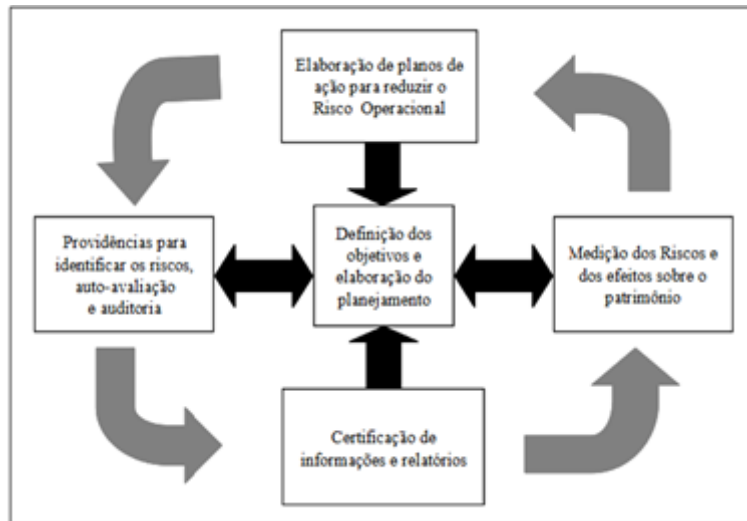
### 3.3.1 Gestão de Risco Operacional

A chave para a gestão do risco operacional, segundo [Kanchu & Kumar, 2013], reside na capacidade do banco de avaliar seu processo de vulnerabilidade e estabelecer controles, bem como salvaguardas, ao mesmo tempo em que prevê os piores cenários imprevistos.

[Pereira, 2006] discorre que um projeto de gestão do risco operacional, além dos aspectos regulamentares, permite: conhecer os riscos, definir os índices dos riscos chave e agir para diminuir os fatores de risco, reduzindo assim as perdas; criar uma cultura de controle e métrica, analisando a performance (rentabilidade/risco) das atividades; e, proteger o patrimônio, através de uma análise quantitativa e qualitativa dos riscos.

Por meio da gestão de risco operacional, as instituições financeiras podem mitigar as perdas operacionais desde que sigam um plano de ação circular e estruturado, conforme descrito na Figura 3.4.

Figura 3.4: Modelo Circular de Plano de Ação para reduzir Risco Operacional



Fonte: Adaptado de [Pereira, 2006]

Por meio de uma gestão de riscos operacional e bem estruturado, conforme Figura 3.4, este trabalho se propõe a utilizar a metodologia *Análise Envoltória de Dados (DEA)* para avaliar a eficiência dos recursos que estão sendo utilizados de forma que os padrões de apetite à risco, definido pela instituição, sejam respeitados. Para subsidiar a construção da análise do estudo de caso, segue uma revisão da literatura sobre *DEA*.

### 3.4 Análise Envoltória de Dados - DEA

A *Análise Envoltória de Dados (DEA)*, conforme [Lins et al., 2007], é uma ferramenta matemática baseada em programação linear desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (CCR) em 1978. Essa técnica tem como objetivo identificar as *Decision Making Unit - Unidade Tomadora de Decisão (DMU)* e determinar os pontos a serem evoluídos em termos de eficiência.

Conforme descrito por [Leite et al., 2021], a metodologia *DEA* tem por objetivo comparar certos números de *Decision Making Unit - Unidade Tomadora de Decisão (DMU)* que realizam tarefas similares e somente se diferenciam nas quantidades de insumos que consomem e nas quantidades de produtos que produzem. O objetivo do modelo *DEA* é identificar as *DMUs* que, de alguma maneira, não estão sendo eficientes e determinar os pontos que causam a ineficiência.

Segundo [Périco & Rebelatto, 2008], a *DEA* é uma técnica de pesquisa operacional que é classificada como não paramétrica, pois não utiliza uma função de produção pré-definida, idêntica para todas as organizações na análise do relacionamento input-output. Logo, para a sua utilização não é necessária a elaboração de uma fórmula ponderada



fixa para a medição da eficiência de unidades analisadas, pois os pesos de cada uma das variáveis são determinados pela própria técnica.

De acordo com [Peña, 2008], a combinação ótima dos insumos e métodos necessários (inputs) no processo produtivo de modo que gerem o máximo de produto (output) é o que se conceitua como eficiência. Isto significa que a eficiência é a capacidade de fazer certo as coisas, de minimizar a relação insumos – produtos. Visa assegurar a otimização da utilização dos recursos e, portanto, relaciona-se com os meios e não com os fins.

Ainda, segundo as palavras de [Peña, 2008], ele explica que a eficiência pode ser de dois tipos: eficiência técnica e eficiência econômica. Um método de produção é eficiente do ponto de vista tecnológico, quando se emprega o menor nível de insumos possível para produzir um nível dado de produção, ou quando se obtém o maior nível de produção possível com um dado nível de insumo. Um método produtivo é mais eficiente do ponto de vista econômico que outro, quando o primeiro consegue uma quantidade de produto igual ao do segundo com menor custo, ou quando com o mesmo custo se obtém um nível de produção maior.

Segundo [Périco & Rebelatto, 2008], para que haja uma melhor descrição dessa técnica, devem ser destacados as principais características: não requer, a priori, uma função de produção explícita; examinar a possibilidade de diferentes, mas igualmente eficientes, combinações de inputs e outputs; localizar a fronteira eficiente dentro de um grupo analisado e as unidades incluídas; e determinar para cada unidade eficiente subgrupos de unidades eficientes, os quais foram seu conjunto de referência.

[Leite et al., 2021] informa que em contraste com outros métodos de modelagem paramétricos como, por exemplo, as técnicas baseadas em regressão linear, cujo objetivo é gerar uma curva que minimize a soma dos erros quadráticos ou absolutos de uma série histórica qualquer, o DEA busca otimizar cada unidade tomadora de decisão de forma individual, objetivando aproximá-las da fronteira de eficiência, a qual é determinada pelas unidades Pareto eficientes, onde não é possível melhorar uma característica sem necessariamente piorar as demais.

As aplicações da DEA, segundo [Mariano et al., 2009], ocorreram nas mais diversas áreas, como educação (escolas públicas e universidades), saúde, setor financeiro, forças armadas (recrutamento, manutenção de aviões), auditorias, esportes, pesquisas em marketing, agricultura, mineração, efetividade organizacional, transporte (ferrovias, manutenção de trilhos), além de instituições sem fins lucrativos. Segundo [Vilela et al., 2007], o método DEA ganhou muitos adeptos nos últimos anos, principalmente devido à facilidade de caracterizar as unidades eficientes ou ineficientes, além de identificar as variáveis que podem ser trabalhadas para a melhoria do resultado de qualquer unidade do sistema. Dentre as características dessa forma de avaliação, merece destaque o fato de que as me-

didadas obtidas são comparativas, baseando-se na identificação das melhores práticas dentre a base de dados analisada; para cada caso, podem ser decompostas em medidas de ajuste em relação a valores de fronteira de eficiência para cada variável de entrada e saída. Essa informação é muito importante para avaliadores e gestores, pois revela a consistência do desempenho de unidades e do sistema como um todo.

Ainda avaliando as características gerais do método DEA, [Souza et al., 2020] diz que essa ferramenta como instrumento de medida de eficiência tem vantagens e desvantagens. As vantagens são: a fácil aplicação; habilidade de analisar múltiplas entradas e saídas; habilidade de analisar entidades que não podem ser caracterizadas usando relações financeiras; e entradas e saídas em cada entidade podem ser expressas em unidades apropriadas. As desvantagens são: natureza relativa de eficiência, estabelecida com referência a outras entidades; e informações precárias sobre a qualidade dos produtos, o que pode dificultar a escolha do modelo mais apropriado de **DEA**.

A **DEA** apresenta dois modelos, conforme descrito por [Périco & Rebelatto, 2008], mais encontrados na literatura e largamente utilizados: o modelo CCR, desenvolvido por Charnes, Cooper e Rhodes; e o modelo BCC desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper.

### 3.4.1 Modelo CCR

O Modelo CCR, segundo [Kassai, 2002], permite uma avaliação objetiva da eficiência global e identifica as fontes e as estimativas de montantes das ineficiências identificadas.

Segundo [Périco & Rebelatto, 2008], há duas formulações matemáticas nas versões deste modelo, o modelo CCR com orientação para o input e o modelo CCR com orientação para o output, conforme detalhado abaixo:

#### Modelagem CCR orientado ao input

Maximizar  $h_k = \sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{rk}$ , sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ik} = 1 \quad (3.1)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ij} \leq 0 \quad (3.2)$$

$$u_i \text{ e } v_{ij} \geq 0 \quad (3.3)$$

Considerando:

y = outputs e x = inputs;

u, v = pesos

r = 1 , ... , m;

i = 1, ... , n; e

j = 1, ... , N

### Modelagem CCR orientado ao output

Minimizar  $h_k = \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ik}$  , sujeito a:

$$\sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{rk} = 1 \quad (3.4)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ij} \leq 0 \quad (3.5)$$

$$u_i \text{ e } v_{ij} \geq 0 \quad (3.6)$$

Considerando:

y = outputs e x = inputs;

u, v = pesos

r = 1 , ... , m;

i = 1, ... , n; e

j = 1, ... , N

[Périco & Rebelatto, 2008] também destaca que o objetivo central do modelo CCR com orientação para o input é buscar a eficiência a partir de alterações (reduções) nos níveis de input (insumos), mantendo constante o nível de produto (output), considerando o retorno constante de escala. Segundo [Mariano et al., 2009], ter retorno constante a escala significa que os inputs e outputs são proporcionais entre si.

Ainda segundo [Périco & Rebelatto, 2008], o objetivo do modelo CCR com orientação ao output é a maximização do nível de produção, utilizando, no máximo, o consumo de inputs observados. As restrições são as mesmas do modelo CCR com orientação para o input.

[Mariano et al., 2009] informa que o modelo CCR desconsidera os ganhos de escala quando calcula a eficiência, assim a eficiência relativa de uma DMU é obtida por meio da divisão entre a sua produtividade e a maior produtividade dentre as DMUs analisadas na observação. Com isso, o formato da fronteira de eficiência do modelo CCR é uma reta com um ângulo de 45 graus.

### 3.4.2 Modelo BCC

Segundo [Mariano et al., 2009], o modelo BCC foi desenvolvido em 1984 por Banker, Charnes e Cooper e incorporava ao modelo CCR os conceitos de economia de escala. Dessa maneira, o modelo BCC pode ser intitulado como o modelo de retornos variáveis a escala (Variant Returns to Scale - VRS). O modelo BCC propõe comparar apenas DMUs que operem em escala semelhante. Assim, a eficiência de uma DMU é obtida dividindo-se sua produtividade pela maior produtividade dentre as DMUs que apresentam o mesmo tipo de retorno a escala. Assim, a fronteira BCC apresenta retas de ângulos variados o que caracteriza uma fronteira linear por partes.

Segundo [Périco & Rebelatto, 2008], há duas formulações matemáticas nas versões deste modelo, o modelo BCC com orientação para o input e o modelo BCC com orientação para o output, que estão apresentados abaixo:

#### Modelagem BCC orientado ao input

Maximizar  $\sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{rk} - u_k$ , sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ik} = 1 \quad (3.7)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ij} \leq 0 \quad (3.8)$$

$$u_r \text{ e } v_i \geq 0 \quad (3.9)$$

Considerando:

y = outputs e x = inputs;

u, v = pesos

r = 1, ..., m;

i = 1, ..., n; e

j = 1, ..., N

### Modelagem BCC orientado ao output

Minimizar  $\sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ki} + v_k$ , sujeito a:

$$\sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{rk} = 1 \quad (3.10)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{jr} - \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{jr} \leq 0 \quad (3.11)$$

$$u_r \text{ e } v_i \geq 0 \quad (3.12)$$

Considerando:

y = outputs e x = inputs;

u, v = pesos

r = 1, ..., m;

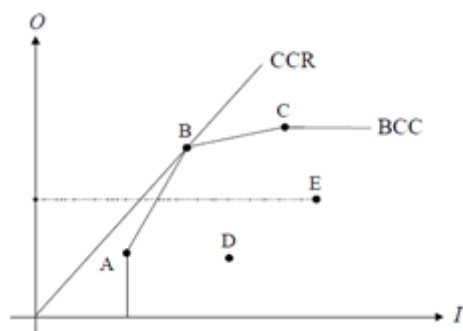
i = 1, ..., n; e

j = 1, ..., N

### 3.4.3 Comparação entre as fronteiras dos Modelos BCC e CCR

A Figura 3.5 apresenta uma comparação entre os dois tipos de fronteira do BCC e do CCR.

Figura 3.5: Comparação entre as fronteiras dos modelos BCC e CCR



Fonte: [Soares Mello et al., 2004]

Segundo [Mariano et al., 2009], existem três tipos de retorno à escala: crescente; constante; e decrescente:

- No retorno crescente, o aumento no número de inputs ocasiona um aumento desproporcionalmente maior no número de outputs, o que ocorre quando uma **DMU** está operando muito abaixo da sua capacidade ótima.

- No retorno constante, o aumento do número de inputs ocasiona um aumento proporcional nos outputs, quando uma **DMU** está operando na sua capacidade ótima.

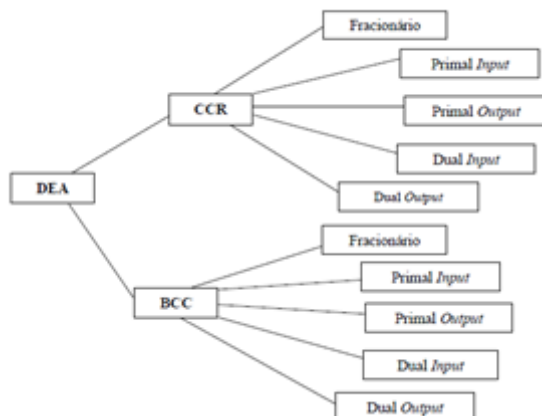
- No retorno decrescente, o aumento do número de inputs ocasiona um aumento desproporcionalmente menor no número de outputs, se uma **DMU** está operando acima da sua capacidade ótima.

O retorno variável a escala significa que as **DMUs** podem apresentar qualquer um dos três tipos de retorno a escala.

### 3.4.4 Modelagens do DEA

Ainda, segundo [Mariano et al., 2009], as principais modelagens dos modelos CCR e BCC são: a fracionária; a Primal orientada ao input; a Primal orientada ao output; a Dual orientada ao input e; a Dual orientada ao output. Algumas dessas modelagens conduzirão a diferentes resultados, outras conduzirão a resultados iguais. Algumas modelagens modificam o seu comportamento quando tratamos do modelo CCR ou do modelo BCC. A Figura 3.6 apresenta os modelos CCR e BCC e suas respectivas modelagens.

Figura 3.6: Discriminação dos modelos e modelagens do DEA



Fonte: [Mariano et al., 2009]

#### 3.4.4.1 Modelagem Fracionária

A modelagem fracionária, ainda segundo [Mariano et al., 2009], é obtida diretamente a partir das fórmulas de produtividade e de eficiência relativa. O grande problema do cálculo da eficiência relativa é determinar as utilidades dos insumos e dos produtos de uma empresa. Para resolver esse problema, foi necessário considerar que essas utilidades maximizam a eficiência relativa de uma empresa. Isso não necessariamente é verdade, sendo, portanto, uma das hipóteses que sustentam o pressuposto do DEA.

Um problema de programação fracionária tem infinitas soluções por isso é necessário linearizar esse modelo para que se obtenha uma solução única. As modelagens Primais originam-se a partir da linearização da modelagem fracionária. Posteriormente, as modelagens Duais originam-se a partir das modelagens Primais. Tanto para o modelo CCR quanto para o BCC, a modelagem fracionária não tem nenhuma aplicação prática, apenas didática.

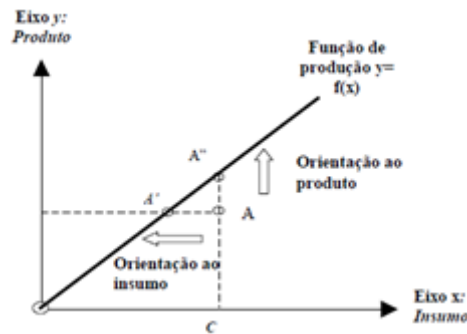
#### 3.4.4.2 Orientação dos Modelos Matemáticos aos Inputs e aos Outputs

De acordo com [Almeida & Mariano, 2006], a Análise por Envoltória de Dados pode apresentar duas orientações: para produtos (outputs) ou para insumos (inputs).

Conforme descrito por [Almeida & Mariano, 2006], no caso da orientação ser para minimização dos inputs, o modelo busca responder a seguinte questão: dado o nível de outputs que uma unidade produz qual a redução que pode ocorrer nos inputs de modo a manter o corrente nível de outputs. Já os modelos orientados para a maximização dos outputs procuram responder à questão: dado o nível de inputs utilizado, qual o maior

nível de outputs que se pode alcançar mantendo-se o nível dos inputs constante. A Figura 3.7 ilustra as duas orientações referidas para os modelos matemáticos.

Figura 3.7: Orientações dos modelos matemáticos para os inputs e os outputs



Fonte: [Almeida & Mariano, 2006]

Segundo [Mariano et al., 2009], as orientações dos modelos matemáticos apresentam comportamentos diferentes quando se utiliza o modelo CCR e o BCC. No caso do modelo utilizado ser o CCR, as duas orientações convergem ao mesmo resultado, o que é explicado pelo fato da fronteira desse modelo ser uma reta com um ângulo de  $45^\circ$ , conforme ilustra a Figura 3.7. Já para o modelo BCC, as duas orientações conduzirão a diferentes resultados, o que pode ser explicado pelo fato de que esses modelos são baseados no fato dos insumos e dos produtos não serem proporcionais.

#### 3.4.4.3 Modelagens Primais e Duais

A modelagem Primal, segundo [Mariano et al., 2009], é obtida a partir da linearização da modelagem fracionária. Essa linearização transforma o problema de programação fracionária, com infinitas soluções, em um problema de programação linear, que possui uma única solução. Para cada DMU que será analisada, deve-se construir e resolver um modelo de programação linear diferente, sendo que a eficiência relativa da DMU em análise será o próprio resultado da função objetivo (no caso do modelo orientado aos insumos) ou o inverso dela (no caso do modelo orientado aos produtos).

Ainda segundo [Mariano et al., 2009], além da eficiência relativa, as modelagens Primais fornecem como resposta do modelo de programação os valores das variáveis  $u$  e  $v$ . Essas variáveis são estimativas para as utilidades dos inputs e outputs da DMU que está sendo analisada. A utilidade é um conceito da economia que representa a importância para um determinado bem. As utilidades nem sempre são facilmente identificadas, por isso as modelagens Primais podem ser utilizadas para estimá-las, assim as empresas podem classificar os produtos e os insumos por ordem de importância.



Segundo [Meza et al., 2006], a modelagem Primal também pode ser usada na análise de multicritério o que pode auxiliar na escolha de uma determinada opção dentre algumas alternativas.

O princípio da dualidade propõe que a todo problema de programação linear, conforme citado por [Mariano et al., 2009], associa-se um outro problema de programação linear denominado Dual cujo resultado da função objetivo é o mesmo do problema original que é denominado Primal. Por meio das modelagens Duais, representados nas equações 3.13 até 3.26, citado por [Khaksar & Malakoutian, 2020], conforme cada modelo CCR ou BCC e orientação input ou output, é possível calcular as metas para as DMUs ineficientes. Essas metas são calculadas por meio das variáveis  $\lambda_k$  que integram a modelagem Dual, sendo que  $\sum y_{ik} \cdot \lambda_k$  e  $\sum x_{jk} \cdot \lambda_k$  são as metas respectivamente de um output  $x_i$  e de um input  $y_j$  da DMU ineficiente que está sendo analisada. Vale ressaltar que esse cálculo é equivalente para as duas orientações. A partir da modelagem Dual e dos coeficientes  $\lambda_k$  é possível determinar quais DMUs eficientes podem ser adotadas como benchmarks para que as DMUs ineficientes possam alcançar a eficiência. Para determinar os benchmarks, é preciso considerar que cada variável  $\lambda_k$  representa uma DMU  $k$  diferente. Sendo assim após a resolução da modelagem Dual, caso a variável *lambda* associada a uma determinada DMU:

- se for igual a zero, a DMU não será benchmark para a DMU analisada;
- se for diferente de zero, a DMU será um benchmark.

### CCR - Modelagem Dual orientado ao input

Minimizar  $\theta$ , sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \cdot \lambda_k \geq y_{i0}, \text{ para } i= 1, 2, \dots, m \quad (3.13)$$

$$\sum_{k=1}^z X_{jk} \cdot \lambda_k - \theta \cdot X_{j0} \leq 0, \text{ para } j = 1, 2, \dots, n \quad (3.14)$$

$$\lambda_k \text{ e } \theta \geq 0, k = 1, \dots, j \quad (3.15)$$

### CCR - Modelagem Dual orientado ao output.

Maximizar  $\eta$ , sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z x_{jk} \cdot \lambda_k \leq x_{j0}, \text{ para } j= 1, 2, \dots, n \quad (3.16)$$

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \cdot \lambda_k - \eta \cdot y_{i0} \geq 0, \text{ para } i= 1, 2, \dots, m \quad (3.17)$$

$$\lambda_k \text{ e } \eta \geq 0, k = 1, \dots, j \quad (3.18)$$

### BCC - Modelagem Dual orientado ao input

Minimizar  $\theta$ , sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \cdot \lambda_k \geq y_{i0}, \text{ para } i= 1, 2, \dots, m \quad (3.19)$$

$$\sum_{k=1}^z X_{jk} \cdot \lambda_k - \theta \cdot X_{j0} \leq 0, \text{ para } j= 1, 2, \dots, n \quad (3.20)$$

$$\sum_{k=1}^z \lambda_k = 1 \quad (3.21)$$

$$\lambda_k \text{ e } \theta \geq 0, k = 1, \dots, j \quad (3.22)$$

### BCC - Modelagem Dual orientado ao output

Maximizar  $\eta$ , sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z x_{jk} \cdot \lambda_k \leq x_{j0}, \text{ para } j= 1, 2, \dots, n \quad (3.23)$$

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \cdot \lambda_k - \eta \cdot y_{i0} \geq 0, \text{ para } i= 1, 2, \dots, m \quad (3.24)$$

$$\sum_{k=1}^z \lambda_k = 1 \quad (3.25)$$

$$\lambda_k \text{ e } \eta \geq 0, k = 1, \dots, j \quad (3.26)$$

### 3.5 A literatura acadêmica sobre a aplicação da **DEA** em bancos

Existem atualmente, segundo [Souza & Sousa, 2014], várias abordagens para avaliar a eficiência das agências bancárias. Entre elas, destacam-se as abordagens de fronteiras estocásticas e os enfoques não paramétricos, como a **DEA**.

[Wang et al., 2014] discorre que o crescimento na pesquisa de eficiência bancária é muito significativo, na qual são utilizadas modernas metodologias de eficiência de fronteira, incluindo abordagens paramétricas e não paramétricas, que normalmente são consideradas como bons instrumentos para analisar o desempenho financeiro das instituições.

[Casu & Girardone, 2006a] informa que existe uma literatura muito grande e bem estabelecida sobre a medição de fronteiras de eficiência que podem ser divididas em dois fluxos principais: paramétricos técnicas como análise de fronteira estocástica e técnicas não paramétricas como **DEA**.

Para a aplicação desta técnica, devem ser selecionados entradas (inputs) e saídas (outputs) para análise do problema. [Carvalho et al., 2017] discorre sobre os inputs e outputs mais utilizados nos trabalhos internacionais e nacionais sobre a aplicação **DEA** no setor bancário. Abaixo, no Quadro 2 será apresentado inputs/outputs que apresentam correlação com a proposta deste trabalho e que serão utilizadas na pesquisa.

Quadro 2: Variáveis de Inputs e Outputs (Suporte Técnico)

Proposta Pesquisa (Inputs e Outputs) Embasamento Teórico com base na revisão teórica (Técnica DEA)		
Entrada (Input)	Autor	Input (referencial teórico)
Investimento em Infraestrutura (Segurança Física Bancária)	Branco et al. (2016) e	Ativo Permanente
	Henriques et al. (2018) Périco et al. (2008)	Ativo Total
Investimento em Equipamentos de Segurança Física bancária	Périco et al. (2008)	Ativo Total
Despesa com vigilância armada	Freaza, Guedes e Gomes (2008)	Despesa de Pessoal Despesa Administrativa
	Eken & Kale (2011)	Despesas com pessoal Despesa Operacional
Número de vigilantes	Mainetti Junior et al. (2014)	Número de funcionários
Saída (Output)	Autor	Output (referencial teórico)
Resultado da Perda Mitigada	Périco et al. (2008)	Resultado Líquido
	Camargo Júnior e Matias (2005); Kwon e Lee (2015)	Resultado
Inverso do Risco Potencial (viés segurança física e patrimonial) da agência	Alper et al. (2015)	Risco de Exposição

Fonte: Elaborado pelo autor (adaptado de [Carvalho et al., 2017] e de [Neto et al., 2021])

### 3.5.1 Implementação dos Modelos - DEA

Segundo [Vilela et al., 2007], para implementação dos modelos DEA existem três fases principais:

1ª Fase - definição e seleção das DMUs a entrarem na análise.

2ª Fase - seleção das variáveis (inputs e outputs) que são relevantes e apropriadas para estabelecer a eficiência relativa das DMUs selecionadas.

3ª Fase - aplicação dos modelos DEA. Nesta fase é necessário definir, além do modelo, qual a orientação desse modelo: se voltado para input ou output.

De acordo com a especificação de cada modelo, segundo [Almeida & Mariano, 2006], o conjunto de referência admitirá forma específica. A técnica DEA só é aplicável quando são fornecidos numericamente todos os insumos e produtos de cada DMU. Nesse sentido, decidir quais são os insumos e os produtos de cada DMU, e para extrair os dados numéricos não é uma tarefa simples.

[Pimentel & Casa Nova, 2005] citam que para calcular a eficiência de um conjunto de DMUs é necessário utilizar um modelo de programação linear (PPL) diferente para cada

**DMU** . O resultado deste PPL evidencia o escore de eficiência das unidades avaliadas em relação às demais (eficiência relativa). O escore de eficiência é um indicador que pode variar de 0 a 1 (ou de 0 a 100%), sendo que quando se obtém um escore de eficiência igual a 1, isso identifica que a unidade avaliada é eficiente.

Quanto a seleção do número de **DMU**, [Souza et al., 2015] afirma que deve haver no mínimo duas vezes o total de inputs e outputs para garantir a aplicabilidade da análise de eficiência.

Por oportuno, após a aplicação da **DEA**, também, vem sendo utilizado a aplicação de algum tipo de método estatístico como a regressão. No estudo em caso, foi utilizado a regressão Tobit, de forma a melhor avaliar os impactos dos fatores indiretos (variáveis independentes) na variável dependente.

### 3.6 Modelo de Regressão Tobit

Após a implementação do modelo **DEA** e a realização dos cálculos e análises, é oportuno o uso da aplicação de um modelo de regressão para ter uma melhor avaliação do impacto de fatores indiretos no estudo de caso que foi aplicado a **DEA**, conhecido como aplicação **DEA** em dois estágios.

Conforme discorre [Souza, 2006], para analisar variáveis determinantes dos scores de eficiência, propõe-se utilização de métodos econométricos, tais como modelos de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), Tobit, Logit ou, mais recentemente, utilização de Regressão Quantílica, a fim de estabelecer o comportamento da medida de eficiência como variável resposta submetida a variáveis exógenas definidas por indicadores de potencial de mercado ou de gestão interna.

O modelo de Regressão Tobit foi selecionado para o estudo de caso por sua presença em vários casos na literatura, conforme discorre [Melonio & Lucas, 2019], nas análises em segundo estágio e por ser considerado adequado para as análises com escores censurados. Também, pode-se dizer que neste estudo, conforme corroborado por [Moreira et al., 2011], o modelo Tobit apresenta-se apropriado uma vez que a variável dependente, ou seja, o escore de eficiência gerado através do método **DEA**, é uma variável censurada, pois não é livremente distribuída entre  $-\infty$  e  $+\infty$ , já que varia de 0 a 1.

A Regressão Tobit foi desenvolvida por James Tobin em 1958 e indica a influência dos fatores nos índices de eficiência conforme citado por [Leite et al., 2021]. Essa técnica de regressão é a mais comumente encontrada em análises envolvendo a segunda etapa do **DEA**, quando se trata de analisar a relação entre os coeficientes de eficiência e as variáveis explanatórias [Hoff, 2006].

O referido modelo supõe que há uma variável latente<sup>1</sup> (não observável,  $y_i^*$ ). Esta variável depende linearmente de  $x_i$  através de um parâmetro (ou vetor)  $\beta$  que determina a relação entre a variável independente (ou vetor)  $x_i$  e a variável latente  $y_i$ , tal como no modelo linear. Além disso, há um termo de erro,  $u_i$ , normalmente distribuído para capturar influências aleatórias. A variável observável,  $y_i$ , é definida para ser igual à variável latente conforme Tobin (1958) citado por [Filho, 2014].

Segue a equação estrutural do modelo Tobit:

$$Y^* = \beta_1 \times X_1 + u_i;$$

Os valores observados de  $Y_i$  são chamados de  $Y^*$ , ou seja, são condicionados a:

$$Y_i = Y^* \text{ se } Y_i^* \geq Y_0$$

$$Y_i = Y_0 \text{ se } Y_i^* \leq Y_0$$

O resultado do score de eficiência da utilização da **DEA** situa-se entre 0 e 1, tornando-se problemática a aplicação de modelos de mínimos quadrados, necessitando-se a utilização da regressão do tipo Tobit, segundo Marinho (2003) citado por [Rios, 2005].

No modelo em questão os resultados da eficiência gerados na aplicação do **DEA** serão utilizados como variável dependente, isto é, as eficiências encontradas para cada **DMU**. As variáveis independentes serão variáveis: Número de habitantes por Município; **Índice de Desenvolvimento Humano por Município (IDH-M)**; **Produto Interno Bruto do Município (PIB-Município)** obtidas do IBGE; e a Taxa de Homicídio por Município obtida do **IPEA**.

Outro ponto considerado é que na análise de regressão, a variável dependente pode ser influenciada por variáveis quantitativas e qualitativas. As variáveis quantitativas, de acordo com [Missio & Jacobi, 2007], são facilmente mensuradas em alguma escala, como exemplo as variáveis **PIB-Município**, **IDH-M** e número de habitantes por Município e a Taxa de homicídio por Homicídio citadas acima, o que não ocorre com as variáveis qualitativas, uma vez que essas indicam a presença ou a ausência de uma qualidade ou atributo. Dessa forma, um método para quantificar esses atributos é construir variáveis artificiais que assumam valores de 1 ou 0, indicando a presença ou ausência de um atributo (respectivamente), que são conhecidas como variáveis binárias ou dummy.

Sendo assim, utilizar-se-á essas variáveis para incrementar os resultados da regressão. Ainda segundo [Missio & Jacobi, 2007], a introdução de variáveis qualitativas (dummy) torna o modelo de regressão linear uma ferramenta extremamente flexível capaz de lidar com muitos problemas encontrados, principalmente em estudos empíricos. Portanto, serão utilizadas as próprias variáveis que compuseram a **DMU**, como variáveis dummy: Regiões Centro Oeste, Nordeste, Sudeste e Sul. A variável Região Sul foi escolhida para ser o diferencial das demais, portanto, não foi incluída para o cálculo da regressão.

[Missio & Jacobi, 2007] explicam que do ponto de vista econômico, as variáveis dicotômicas dummy são introduzidas no modelo para representar adequadamente os efeitos

diferenciais produzidos pelo comportamento dos agentes (econômicos) devido, principalmente, a diferentes causas, dentre as quais se destacam as de tipo temporal (estacionárias, etc), de caráter espacial (estado, país, etc), de caráter puramente qualitativo (sexo, etc). Dessa forma, as variáveis relacionadas às regiões do país visam trazer resultados que apontem qual a interferência dos fatores relacionados com determinada região que podem influenciar indiretamente a eficiência dos investimentos em segurança física e patrimonial nas agências bancárias analisadas.

# Capítulo 4

## Metodologia da Pesquisa

### 4.1 Metodologia

A metodologia para realização do estudo se classifica como pesquisa aplicada quanto à sua natureza, sendo exploratória quanto ao objetivo geral, quanto à forma de abordagem, classificamos como mista por envolver uma mistura de técnicas quantitativas e qualitativas do problema, e bibliográfica quanto aos métodos técnicos.

Para revisão sistemática da literatura será utilizada a **Teoria do Enfoque Metaanalítico Consolidado (TEMAC)** de [Mariano et al., 2011], de forma a identificar trabalhos atinentes a linha de pesquisa que trate sobre eficiência operacional com a aplicação **Análise Envoltória de Dados (DEA)**, preferencialmente, em instituições financeiras. Foram utilizadas as palavras chaves "análise envoltória de dados", "risco operacional" e "bancos" realizando a pesquisa nas bases acadêmicas **WoS**, Google Scholar e Scopus, no entanto, o **TEMAC** foi adaptado, apresentando somente alguns dados que julgamos interessantes para a pesquisa.

Além disso, contará com o apoio inicial da ferramenta computacional Solver do Excel para a construção da visão Brasil e num segundo momento será utilizado a ferramenta Max-DEA Basic de forma a aplicarmos a análise de envoltória de dados e da ferramenta Gretl para aplicação da Regressão Tobit no estudo de caso.

### 4.2 Bases de Dados e Descrição das Variáveis

Os inputs e outputs usados nesta pesquisa, para utilização do modelo DEA, estão listados no Quadro 3. A função de produção, no que concerne os insumos, é baseada nos recursos financeiros e o número de vigilantes em cada agência, enquanto os produtos abarcam a dimensão risco (inverso do Risco potencial pelo viés de segurança) e quantitativo (percentual de perda mitigada).



Quadro 3: Indicadores de inputs e outputs para o modelo DEA

ENTRADAS (INPUTS)	SAÍDAS (OUTPUTS)
<p><b>1 - Investimento em Infraestrutura (Segurança Física Bancária).</b></p> <p><b>2 - Investimento em Equipamentos de Segurança Física bancária.</b></p> <p><b>3 - Despesa com vigilância armada.</b></p> <p><b>4 - Número de vigilantes.</b></p>	<p><b>1 - Perda Mitigada (Percentual financeiro que foi mitigado após ataque à agência analisada - DMU).</b></p> <p><b>2 - Inverso do Risco Potencial (viés segurança física e patrimonial) da agência analisada – DMU.</b></p>

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Inicialmente, foram pesquisadas, por meio de sistema corporativo de uma instituição financeira, todas as **DMUs** que sofreram algum tipo de ação que pudesse gerar perda financeira decorrente de qualquer tipo de ação criminosa. O estudo foi realizado num intervalo de tempo de 12 (doze) meses de forma a realizar a aplicação do estudo de caso. Não foi possível indicar o período temporal da pesquisa por questões de sensibilidade da informação.

Nessa pesquisa inicial de identificação das **DMUs** (agências bancárias), foram levantadas aproximadamente 320 (trezentos e vinte) **DMUs**. Dessas, excluímos 37 **DMUs** por entendermos que os valores investidos estavam discrepantes frente as demais **DMUs** analisadas. E, segundo informações internas da área de engenharia, esses valores estavam altos, principalmente, devido a realocação das dependências que tiveram que passar por grandes intervenções de engenharia e o investimento assim como despesa aumentaram significativamente. Por isso, essas **DMUs** foram excluídas, Também, é importante destacar que todas as **DMUs** que foram inicialmente selecionadas apresentam características físicas e negociais similares de forma a evitamos possíveis outliers. Após esse refinamento, selecionamos um total de 283 (duzentas e oitenta e três) **DMUs**, com agências localizadas em todas as cinco regiões geográficas do Brasil. Dessas 283 **DMUs**, somente 43 agências sofreram perda financeira e as outras 240 agências não sofreram perda financeira apesar

de terem sofrido investida criminosa.

O levantamento da massa de dados dos inputs (investimento em infraestrutura e investimento em equipamentos de segurança física) foi extremamente complexo pois as informações não estão disponíveis de maneira consolidada na instituição financeira. Houve necessidade de gerar os relatórios anuais dos valores investidos e despesas em geral das milhares de agências da instituição financeira, até porque essa pesquisa não é de maneira granularizada por **DMU**. Depois, foi necessário extrair todos os eventos, investimentos e/ou despesas realizadas, para cada uma das **DMUs** analisadas. Daí, também houve a necessidade de refinar essa massa de dados pois os valores eram referentes aos diversos tipos de ações orçamentárias realizadas pela empresa. Quanto aos inputs (despesa de vigilância e número de vigilantes) foi relativamente mais simples pois os números estavam disponíveis em relatório gerencial de prestação de contas do serviço de vigilância da instituição financeira na qual tivemos o trabalho somente de refinar os números por cada **DMU** analisada.

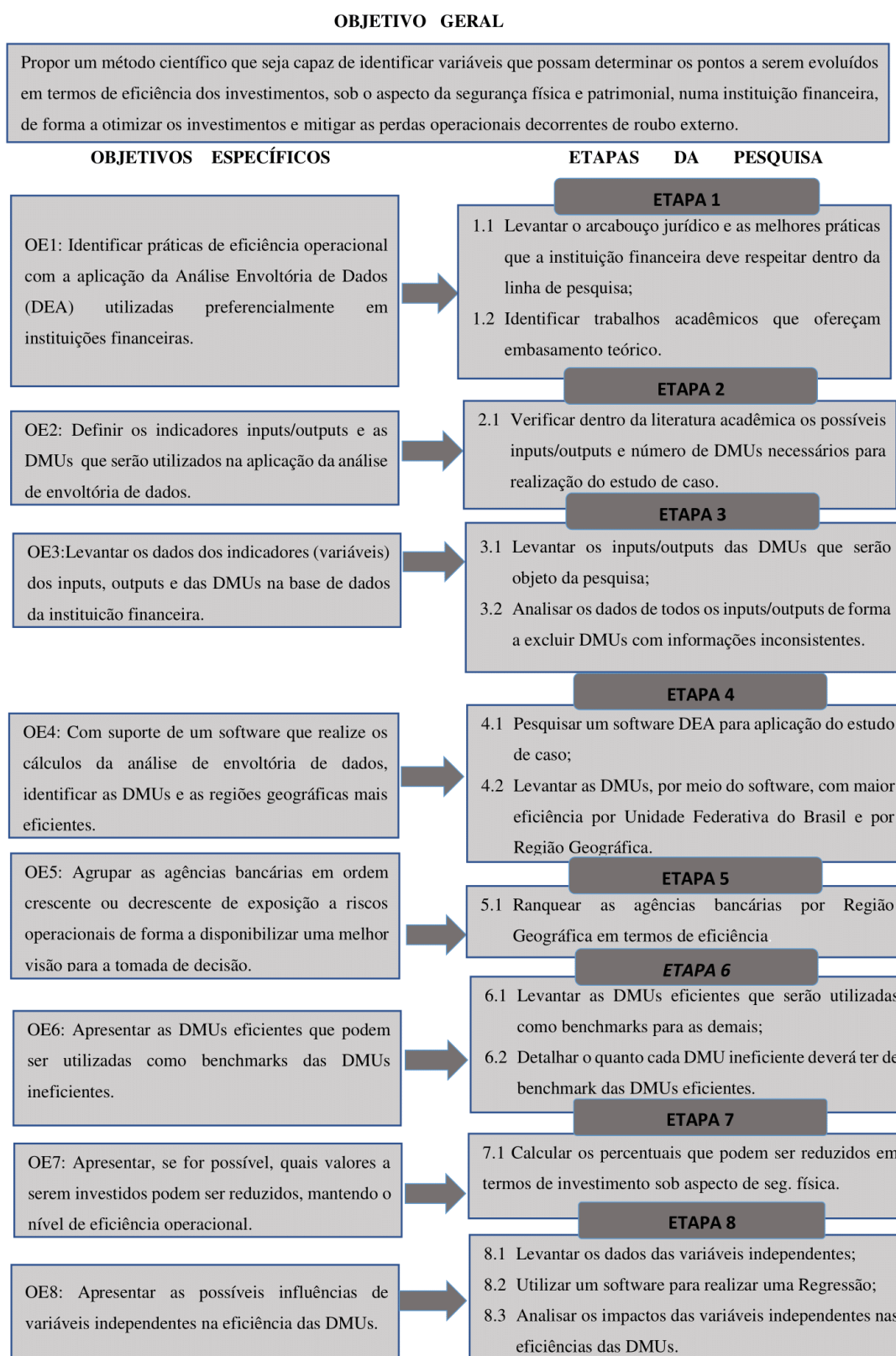
Quanto ao levantamento dos dados do output (perda mitigada) foi necessário levantar os relatórios gerenciais dos dias das ocorrências de cada uma das **DMUs** de forma a verificar o valor potencial de perda da **DMU** (recurso total incluindo tesouraria e terminais de autoatendimento) deduzindo, caso assim seja, do valor efetivamente perdido no dia da ocorrência, trazendo efetivamente a perda que foi mitigada. Quanto ao output (risco potencial) foi relativamente mais simples por envolver informações disponíveis em relatório gerencial do período analisado.

O modelo de avaliação de eficiência será apresentado em três etapas, compreendendo: 1. Seleção, qualificação e organização dos dados obtidos da instituição financeira objeto do estudo de caso; 2. Geração dos escores de eficiência e análise das informações geradas, contendo os resultados das agências mais eficientes em cada uma das Regiões e UF além de trazer uma visão dos escores de eficiência a nível nacional; 3. Geração de escores de eficiência por Região do Brasil, tendo em vista que a área de segurança da empresa atua de maneira segregada por região, de forma a apresentar uma análise mais detalhada apresentando metas e quais **DMUs** podem servir de referência como benchmark para as **DMUs** ineficientes por Região do Brasil.

### **4.3 Metodologia - Visão Sistêmica para alcançar os objetivos da pesquisa.**

De maneira sistêmica, por meio da Figura 4.1, seguem as etapas da pesquisa alinhada aos objetivos do estudo de caso de forma a ter uma melhor visão da aplicação da Metodologia.

Figura 4.1: Visão sistêmica das etapas da pesquisa para alcançar os objetivos do estudo de caso.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Por último, é importante destacar que todos as bases de dados necessários à realização do estudo de caso estão disponíveis na instituição alvo da pesquisa assim como sites oficiais do Governo Federal.

# Capítulo 5

## Análise e Discussão dos Resultados

A análise e discussão dos resultados será apresentada conforme as três etapas descritas na seção Metodologia.

### 5.1 Etapa 1: Seleção, qualificação e organização dos dados obtidos numa instituição financeira

Os dados utilizados para alimentarem os inputs e outputs do **DEA**, neste estudo de caso, são provenientes dos Relatórios Internos da Instituição Financeira, com informações do período analisado no estudo de caso. É importante destacar que os dados foram mascarados por envolverem informações sensíveis. As **DMUs** selecionadas foram extraídas de maneira amostral do relatório gerencial da instituição financeira, no período analisado, sem perder a sua representatividade, mas descaracterizando possíveis evidências de identificação das dependências.

De acordo com [Leite et al., 2021], a escolha das variáveis deve partir de uma lista ampla de todos os fatores quantitativos e qualitativos, controláveis ou não que evidenciem as relações de produção de um conjunto de **DMUs**. Esses fatores podem ser outputs que medem os resultados e os objetivos atingidos ou os inputs que são fatores internos ou externos ao sistema que influem nos resultados obtidos.

As variáveis selecionadas foram por meio de sistema corporativos que disponibilizam relatórios gerenciais com diversas informações de investimentos e despesas operacionais para o funcionamento da dependência assim como indicadores de eficiência operacional.

Para aplicação do estudo de caso, foram considerados os 4 inputs que julgamos pertinentes ao estudo analisado: investimento em infraestrutura de forma a oferecer suporte para melhor segurança física assim como instalação de diversos aparatos de segurança física na agência; investimento em equipamentos de segurança física; despesa com vigilância;

e número de vigilantes. É importante destacar, que os valores dos inputs para investimento em segurança física (equipamentos de segurança física, tais como detectores de metais, cofres, soluções de tingimento de cédulas para cofres e/ou terminais de autoatendimento, sistemas de alarme, sistema de monitoramento, etc.) assim como investimento em infraestrutura das **DMUs** extrapolam o período analisado, pois são investimentos de médio prazo e não necessitam de intervenção ano a ano como no caso dos outros 2 inputs (número de vigilantes e despesa com vigilância) que sofrem alterações sempre que a instituição financeira entender necessário.

Para representar os outputs foram considerados os dados obtidos do Relatório gerencial de Resultado Operacional da instituição financeira: perda financeira mitigada e risco potencial com viés de segurança física e patrimonial da **DMU**. O output “risco potencial com viés de segurança física e patrimonial” é um indicador de eficiência operacional que a instituição financeira calcula com mais de 25 parâmetros para cada **DMU** que leva em conta diversas características que não poderão ser divulgados por questões de sigilo da área estratégica da instituição. No entanto, para aplicação do modelo **DEA**, foi considerado o inverso do risco potencial de forma a maximizarmos a função objetivo do estudo de caso.

De acordo com [Guerreiro et al., 2007], para avaliar a eficiência, as Unidades Tomadoras de Decisão (**DMU**) devem realizar tarefas similares, considerando a relação entre insumos (inputs) e produtos (outputs) de modo que a comparação entre elas faça sentido. Consoante, as **DMUs** - Unidades de Tomada de Decisão – são uma amostra de 283 **DMUs** de agências bancárias que estão distribuídas nas 5 Regiões do Brasil, conforme quantitativo detalhado na Tabela 5.1, e localizados nas 24 Unidades da Federação (UF), conforme detalhado na Tabela 5.2.

Tabela 5.1: Quantitativo de DMUs por Região do Brasil

<b>Região do Brasil</b>	<b>Quantidade de DMUs</b>
Centro-Oeste	51
Nordeste	73
Norte	20
Sudeste	72
Sul	67
<b>Total DMUs</b>	<b>283</b>

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Tabela 5.2: Quantidade de DMUs por Unidade Federativa - UF

<b>Região</b>	<b>UF</b>	<b>Quantidade de DMUs por UF</b>
<b>Centro-Oeste</b>	Goiás - GO	18
	Mato Grosso do Sul - MS	8
	Mato Grosso - MT	25
<b>Nordeste</b>	Alagoas - AL	6
	Bahia - BA	16
	Ceará - CE	12
	Maranhão - MA	8
	Paraíba - PB	5
	Pernambuco - PE	14
	Piauí - PI	6
	Sergipe - SE	6
<b>Norte</b>	Acre - AC	2
	Amazonas - AM	2
	Pará - PA	6
	Rondônia - RO	4
	Roraima - RR	2
	Tocantins - TO	4
<b>Sudeste</b>	Espírito Santos - ES	4
	Minas Gerais - MG	37
	Rio de Janeiro - RJ	1
	São Paulo - SP	30
<b>Sul</b>	Paraná - PR	25
	Rio Grande do Sul - RS	16
	Santa Catarina - SC	26

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

O quantitativo de 283 **DMUs** é suficiente para garantir a análise de eficiência do modelo, tendo em vista que a literatura acadêmica, conforme citado por [Souza et al., 2015], diz que a exigência do número de **DMUs** deve ser, no mínimo, o dobro dos inputs e outputs. Como o estudo são 4 inputs e 2 outputs, precisaríamos, de no mínimo, 12 **DMUs**.

As variáveis utilizadas como input e output para o cálculo **DEA** são detalhados no Quadro 4:

Quadro 4: Variáveis de inputs e outputs para o modelo DEA

Váriáveis - INPUT	Definição	Meta	Aplicação
<b>Investimento em Infraestrutura (Segurança Física Bancária)</b>	Valor em real investido no período analisado para obras de infraestrutura de forma a agregar maior segurança ao ambiente.	Redução do valor investido mantendo o nível de risco operacional estimado.	Unidades Federativas do Brasil
<b>Investimento em Equipamentos de Segurança Física bancária</b>	Valor em real investido no período analisado na aquisição de diversos dispositivos de segurança tais como cofres, detectores de metais, sistema CFTV, etc	Redução do valor investido mantendo o nível de risco operacional estimado.	
<b>Despesa com vigilância armada</b>	Valor em real investido no período analisado com vigilância, tais como: vigilante na agência, ronda nas agências, etc	Redução do valor investido mantendo o nível de risco operacional estimado.	
<b>Número de vigilantes</b>	Número de vigilantes contratados para atuar na segurança da agência.	Redução de vigilantes contratados .	
Váriáveis - OUTPUT	Definição	Meta	Aplicação
<b>Perda Mitigada</b>	Perda financeira (=perda potencial - perda efetiva) que foi mitigada com ataque de meliantes.	Manutenção do padrão atual ou melhora na perda mitigada sem aumentar os investimentos.	Unidades Federativas do Brasil
<b>Inverso do Risco Potencial (viés segurança física e patrimonial) de cada DMU</b>	Inverso do percentual apurado, segundo Matriz de Risco de Segurança do Banco, com diversos parâmetros que podem gerar algum impacto em termos de risco operacional em cada DMU.	Manutenção do padrão atual ou melhora no inverso do risco potencial sem aumentar os investimentos.	

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

## 5.2 Etapa 2: Geração de escores de eficiência, análise das informações geradas e detalhamento da modelagem utilizada na aplicação do estudo de caso

Para realização desta etapa, foram definidos alguns itens para aplicação do modelo:

- Quantidade de entradas e de saídas: Utilizou-se 4 entradas e 2 saídas, conforme detalhado no Quadro 4 - Variáveis de inputs e outputs para o modelo DEA;
- O modelo a ser utilizado: Foi escolhido o Modelo CCR, que trabalha com retornos constantes de escala, ou seja, qualquer variação nos insumos (inputs) leva a uma variação proporcional nos produtos (output). A eficiência é definida como a razão entre a soma ponderada dos produtos e a soma ponderada dos insumos. Optou-se pelo modelo com retornos constantes à escala (CCR) por não se presumir a existência



de efeitos de escala nos resultados das variáveis das **DMUs** analisadas da instituição financeira. Tal fato deve-se as **DMUs** selecionadas para o estudo de caso serem de características e dimensões semelhantes de forma a não ter que levar em conta os efeitos de escala. Fato esse, que não seria aplicável com o modelo DEA-BCC que é utilizado em situações onde as **DMUs** avaliadas são de tamanhos bem diferentes e é necessário levar em conta efeitos de escala;

- (c) Modelagem do CCR: Optou-se, inicialmente, pela modelagem Primal. A modelagem Primal do CCR também é conhecida como Modelo dos Multiplicadores, já que os pesos são as variáveis de decisão. O Modelo de Multiplicadores permite que cada **DMU** escolha os pesos para cada variável (entrada ou saída) de forma que lhe for mais benevolente, desde que esses pesos aplicados às outras **DMUs** não gerem uma razão superior a um, ou seja, de forma que maximize o valor de sua eficiência [Leite et al., 2021]. Como consequência, o modelo deve atribuir ponderações maiores para variáveis de maior importância ou ignorar variáveis, atribuindo-lhes pesos nulos. Após o levantamento das eficiências das **DMUs** dos pesos das variáveis analisadas, foi aplicado o Modelo Dual, com o propósito de calcular a meta e o benchmark entre as **DMUs**;
- (d) Orientação: Optou-se pela orientação a inputs, visto que pretendemos manter os produtos constantes (outputs) e minimizar os insumos (investimentos na área de segurança física bancária) de forma a atingirmos a fronteira de eficiência.

Antes de descrever essa etapa, é importante apresentar o detalhamento da modelagem utilizada no estudo de caso, conforme abaixo:

- (a) Detalhamento da Modelagem Primal do CCR orientado à input utilizado neste estudo de caso:

Após as considerações acima, segue o modelo utilizado no estudo de caso, na qual é apresentado a função objetivo (FO) com as restrições, assim como inputs e outputs utilizados conforme citado por [Périco & Rebelatto, 2008].

### CCR - Modelagem CCR orientado ao input

Maximizar  $h_k = \sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{rk}$  , sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ik} = 1 \quad (5.1)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ij} \leq 0 \quad (5.2)$$

$$u_i \text{ e } v_{ij} \geq 0 \quad (5.3)$$

Considerando:

$y$  = outputs e  $x$  = inputs;

$u, v$  = pesos

$r = 1, \dots, m$ ;

$i = 1, \dots, n$ ; e

$j = 1, \dots, N$

Inputs

$x_1$  = Investimento em Infraestrutura Física

$x_2$  = Investimento em Equipamentos de Segurança Física

$x_3$  = Despesa com vigilância (Central de Monitoramento, ronda e vigilância armada)

$x_4$  = Número de vigilantes

Outputs

$y_1$  = perda mitigada (= perda potencial – perda efetiva);

$y_2$  = inverso do Risco da DMU analisada.

Quanto maior os outputs (perda mitigada -  $y_1$  e o inverso do risco -  $y_2$ ) e menor os inputs ( $x_1, x_2, x_3$  e  $x_4$ ), melhor será o resultado operacional quando da realização da maximização da função objetivo respeitando as restrições apresentadas.

- (b) Detalhamento da Modelagem Dual do CCR orientado à input utilizado neste estudo de caso:

Para realização do cálculo da modelagem Dual deste estudo de caso, transformaremos a maximização da função objetivo (FO) do modelo primal, na mini-

mização da função , conforme detalhado nas equações 5.4 até 5.6 e citado por [Khaksar & Malakoutian, 2020].

### CCR - Modelagem Dual orientado ao input

Minimizar  $\theta$ , sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \cdot \lambda_k \geq y_{i0}, \text{ para } i= 1, 2, \dots, m \quad (5.4)$$

$$\sum_{k=1}^z X_{jk} \cdot \lambda_k - \theta \cdot X_{j0} \leq 0, \text{ para } j = 1, 2, \dots, n \quad (5.5)$$

$$\lambda_k \text{ e } \theta \geq 0, k = 1, \dots, j \quad (5.6)$$

$\lambda_k$  :representa uma DMU k diferente;

$x_i$  (são os inputs “ $u_i$ ” na modelagem Primal);

$y_j$  (são os outputs “ $v_i$ ” na modelagem Primal);

$\sum y_{ik} \cdot \lambda_k$  são as metas de um output  $x_i$  ineficiente;

$\sum x_{jk} \cdot \lambda_k$  são as metas de um input  $y_j$  da DMU ineficiente.

Por meio das modelagens Duais, é possível calcular as metas para as **DMUs** ineficientes. Essas metas são calculas por meio das variáveis  $\lambda_k$  que integram a modelagem Dual. A partir da modelagem Dual e dos coeficientes  $\lambda_k$  é possível determinar quais **DMUs** eficientes podem ser adotadas como benchmarks para que as DMUs ineficientes possam alcançar a eficiência.

Voltando ao estudo de caso, pode verificar que a técnica **DEA**, quando aplicado ao modelo primal, gera valores de peso para cada uma das variáveis utilizadas para os insumos (inputs) e produtos (outputs), para cada **DMU** analisada. Os pesos são calculados de maneira a maximizar a eficiência da DMU em análise e de forma que esses pesos quando aplicados às outras **DMUs** da amostra não gerem eficiências maiores do que 100%. Conforme descrito por [Mariano et al., 2009], essas variáveis são estimativas para as utilidades dos inputs e outputs da **DMU** avaliada, ou seja, fornece a relevância de cada uma dessas variáveis para aquela **DMU**, dando a possibilidade da organização classificar os produtos e os insumos por ordem de importância.

A Tabela 5.3 contém a relação das 26 DMUs das Regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste e a Tabela 5.4 contempla as 32 DMUs das Regiões Sul e Sudeste, perfazendo 58 DMUs - de um total de 283 - com escores de eficiência 1 ou 100% de eficiência - e os respectivos pesos das variáveis de input e output. As Tabelas 5.3 e 5.4 estão as agências que apresentaram melhor eficiência dentro das variáveis analisadas dentro do período apresentado.

Tabela 5.3: Resultado da aplicação DEA – DMUs com Eficiência 100% das Regiões N, NE e CO

Número da	Região	UF	Pesos					
			v1	v2	v3	v4	u1	u2
<b>DMU</b>	Centro-Oeste	MT	5,6639E-06	0,446345425	0	1,42846E-07	0,618916765	0,48595766
76	Centro-Oeste	MT	0	0	6,7284E-06	1,12041E-06	1	0
180	Centro-Oeste	MS	0	0	7,46324E-06	7,34131E-07	1	0
229	Centro-Oeste	MS	0	0	7,65829E-06	7,14457E-07	1	0
255	Centro-Oeste	GO	0	0	6,62638E-06	1,32671E-06	1	0
259	Centro-Oeste	GO	0	0	6,60826E-06	1,36336E-06	1	0
260	Centro-Oeste	GO	0	0	6,28568E-06	2,01566E-06	1	0
29	Nordeste	BA	0	0	7,03135E-06	8,86177E-07	1	0
64	Nordeste	PB	1,7525E-06	0	6,45869E-06	2,08125E-06	0	1,4842291
66	Nordeste	PE	0	0	3,82235E-06	9,10205E-06	1	0
87	Nordeste	PE	1,3928E-05	0	3,17672E-06	6,15978E-06	1	0
111	Nordeste	PB	3,549E-07	0	5,17065E-06	4,21586E-06	1	0
116	Nordeste	MA	0	0	7,34796E-06	7,61689E-07	1	0
118	Nordeste	BA	0	0	6,26942E-06	2,04856E-06	1	0
129	Nordeste	CE	0	0	9,06604E-06	5,72465E-07	1	0
207	Nordeste	PI	0	0	7,68036E-06	7,12232E-07	1	0
211	Nordeste	PB	0	0	9,1562E-06	5,63371E-07	1	0
214	Nordeste	PB	0	0	5,77634E-06	3,04565E-06	1	0
248	Nordeste	CE	0	0	6,56108E-06	1,45876E-06	1	0
253	Nordeste	CE	0	0	7,36322E-06	7,55691E-07	1	0
275	Nordeste	BA	0	0	6,60526E-06	1,36942E-06	1	0
276	Nordeste	BA	7,7246E-06	0,141167039	5,80539E-06	0	1	0
41	Norte	RO	3,859E-07	0	6,73795E-06	1,04173E-06	1	0
131	Norte	TO	0	0	7,03172E-06	8,86034E-07	1	0
164	Norte	RO	8,6418E-06	0,475572684	0	6,22949E-09	1	0
282	Norte	AM	0	0	4,34089E-06	7,4337E-06	1	0

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Tabela 5.4: Resultado da aplicação DEA – DMUs com Eficiência 100% das Regiões Sul e Sudeste

Número da DMU	Região	UF	Pesos					
			v1	v2	v3	v4	u1	u2
16	Sudeste	SP	5,8657E-06	0,046024163	5,82572E-06	9,20362E-07	0	1,44065016
43	Sudeste	MG	0	0,385801046	1,27529E-06	7,84627E-07	1	0
49	Sudeste	SP	0	0	6,70301E-06	9,56323E-07	0,608948896	0,53386193
70	Sudeste	MG	2,8337E-07	0,132839783	4,94781E-06	7,64964E-07	1	0
123	Sudeste	SP	0	0,185394702	4,19233E-06	7,88386E-07	1	0
149	Sudeste	SP	0	0,364995216	1,57813E-06	7,85018E-07	1	0
159	Sudeste	SP	0	0,136485781	4,92428E-06	7,87281E-07	1	0
173	Sudeste	SP	3,2591E-05	0,290073207	0	1,16889E-06	1	0
186	Sudeste	SP	0	0,29557543	2,58858E-06	7,8632E-07	1	0
272	Sudeste	MG	0	0,100768719	5,50715E-06	7,81599E-07	1	0
21	Sul	SC	6,1024E-06	0,098198901	4,34062E-06	7,21755E-07	0	1,28380096
39	Sul	SC	0	0	7,35043E-06	1,19286E-06	0	1,31966964
56	Sul	RS	0	0,147857797	4,73871E-06	7,8909E-07	1	0
89	Sul	SC	0	0	6,6792E-06	1,2199E-06	1	0
125	Sul	SC	0	0	6,20691E-06	2,17495E-06	1	0
134	Sul	SC	0	0	7,77316E-06	7,02871E-07	1	0
135	Sul	SC	1,4981E-05	0	5,46472E-06	1,37097E-06	1	0
144	Sul	SC	0	0	8,37613E-06	6,42053E-07	1	0
146	Sul	SC	0	0	7,71044E-06	7,09198E-07	1	0
161	Sul	SC	0	0	6,70613E-06	1,16544E-06	1	0
165	Sul	SC	0	0	7,73187E-06	7,07036E-07	1	0
175	Sul	RS	0	0,098351973	5,54659E-06	7,81214E-07	1	0
182	Sul	RS	0	0	7,51707E-06	7,28702E-07	1	0
184	Sul	PR	0	0,363649373	1,59772E-06	7,85043E-07	1	0
222	Sul	SC	0	0	7,88508E-06	6,91583E-07	1	0
238	Sul	RS	0	0,045323934	6,5009E-06	7,63805E-07	1	0
240	Sul	SC	0	0	6,23034E-06	2,12759E-06	1	0
241	Sul	SC	6,9003E-06	0,462304445	0	1,81843E-07	1	0
254	Sul	SC	0	0	7,72161E-06	7,08071E-07	1	0
261	Sul	SC	0	0	6,48951E-06	1,60349E-06	1	0
267	Sul	SC	7,9077E-06	0,469979708	0	8,02562E-08	1	0
274	Sul	RS	0	0,068323699	6,05346E-06	7,74738E-07	1	0

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Por meio da Tabela 5.5, pode-se observar a relação das 58 DMUs mais eficientes distribuídas pelas Regiões do Brasil. Também, foram analisados a média de eficiência de todas as DMUs de cada Região. Observa-se que a Região Sul foi a que apresentou o maior número de DMUs eficientes, tendo 22 agências com eficiência igual a 1 (100%), tendo aproximadamente 38% das DMUs mais eficientes. Além disso, apresentou a maior média de eficiência (0,919) de todas as regiões analisadas. As regiões Centro-Oeste (0,829), Nordeste (0,826), Norte (0,808) foram respectivamente a 2<sup>a</sup>, 3<sup>a</sup> e 4<sup>a</sup> regiões mais eficientes.

Por último, com a menor eficiência foram as **DMUs** da Região Sudeste com eficiência de 0,794. É se destacar que dentre todas as 58 **DMUs** analisadas somente uma delas (DMU de número igual a 64) está localizada numa capital do Nordeste do Brasil e as demais 57 **DMUs** estão localizadas em cidades do interior do Brasil.

O desvio-padrão, de todas as Regiões, são relativamente pequenos e com valores muito próximos, mostrando que a amostra, para cada região do Brasil, é bem homogênea. Também, pode-se verificar que o coeficiente de variação da Região Sul é o menor comparado ao demais coeficientes de variação de eficiência das **DMUs**, das outras regiões analisadas, demonstrando que houve variações um pouco menores entre as médias de eficiência.

Tabela 5.5: Média de eficiência e quantitativo das DMUs eficientes das Regiões do Brasil

Região	Quant. DMUs eficientes (100%)	Média eficiência de todas DMUs de cada Região	Desvio-padrão	Coefficiente de Variação
Sudeste	10	0,794	0,1534	19,3%
Sul	22	0,919	0,1544	16,8%
Norte	4	0,808	0,1558	19,3%
Nordeste	15	0,826	0,1554	18,8%
Centro-Oeste	7	0,829	0,1559	18,8%
<b>Média Brasil</b>	<b>58</b>	<b>0,839</b>	<b>0,1556</b>	<b>18,5%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Logo abaixo, por meio da Tabela 5.6, é possível verificar as Unidades da Federação mais eficientes. Também, é apresentado o escore de eficiência de cada uma das Unidades da Federação que foram mais eficientes dentro do período analisado. Em Santa Catarina foi a UF que teve o maior número de **DMUs** com eficiência igual a 1, num total de 16, tanto a nível da Região Sul quanto à nível nacional, inclusive tendo o maior nível de eficiência (0,956) quando se verifica todas as dependências de cada UF que tiveram pelo menos uma **DMU** com eficiência igual a 1. A segunda UF, que teve o maior número de **DMUs** eficientes igual a 1, foi São Paulo na Região Sudeste com um total de 7. A terceira UF, que teve mais dependências eficientes, igual à 1, foram os Estados da Bahia e da Paraíba, cada um com 4 **DMUs**. A quarta UF foi o Estado de Goiás na região Centro-Oeste com a 3 **DMUs** com eficiência igual à 1. E, por fim, a UF Rondônia foi a que apresentou maior número de **DMUs** eficientes igual à 1 na região Norte. As demais UF que não estão apresentadas na Tabela 5.5 não tiveram nenhuma **DMU** com eficiência igual a 1.

Tabela 5.6: Agências (DMUs) mais eficientes por UF com eficiência igual a 100%

Região	UF	Total DMU com eficiência =1	Média eficiência	Desvio -padrão	Coefficiente de Variação
Centro-Oeste	GO	3	0,871	0,1536	17,6%
	MS	2	0,875	0,1552	17,7%
	MT	2	0,784	0,1585	20,2%
Centro-Oeste (Total)		7			
Nordeste	BA	4	0,825	0,1556	18,9%
	CE	3	0,888	0,1562	17,6%
	MA	1	0,718	0,1523	21,2%
	PB	4	0,952	0,1587	16,7%
	PE	2	0,823	0,1591	19,3%
	PI	1	0,744	0,1529	20,6%
Nordeste (Total)		15			
Norte	AM	1	0,903	0,1554	17,2%
	RO	2	0,862	0,1501	17,4%
	TO	1	0,849	0,149	17,6%
Norte (Total)		4			
Sudeste	MG	3	0,761	0,1535	20,2%
	SP	7	0,834	0,1548	18,6%
Sudeste (Total)		10			
Sul	PR	1	0,882	0,1544	17,5%
	RS	5	0,916	0,1521	16,6%
	SC	16	0,956	0,1552	16,2%
Sul (Total)		22			
Total DMUs eficientes		58			
Eficiência das 283 DMUs			0,839	0,1556	18,5%

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Por meio da aplicação do Modelo CCR-Dual (orientado a input), pode-se obter também as metas a serem pleiteadas no estudo de caso. As metas, conforme Tabela 5.7, foram calculadas em valores relativos com base nos valores que foram investidos no período analisado. Os percentuais apresentados nessa Tabela são referentes as reduções orçamentárias possíveis e apresentadas de maneira global somando as metas de todas as DMUs analisadas à nível nacional. Por meio dessa análise, estima-se que pode realizar uma redução média dos investimentos (equipamentos de segurança e infraestrutura) e despesas com vigilância em aproximadamente 46,4%, mantendo o nível de eficiência operacional nas DMUs analisadas. Também, poderá reduzir, em até 10,7%, o número de vigilantes mantendo os padrões de segurança mínimos estabelecidos pelos gestores do Banco.

Tabela 5.7: Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs à nível Nacional

	<b>Invest. Equip. Segurança</b>	<b>Número de Vigilantes</b>	<b>Despesa Vigilância</b>	<b>Invest. infra- estrutura</b>	<b>Redução Valor Relativo do Invest.</b>
<b>Meta para Redução Valores Investidos</b>	-43,2%	-10,7%	-34,6%	-51,2%	-46,4%

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

No entanto, devido as características de cada Região do Brasil, assim como é implementado dentro da análise de risco operacional, com enfoque em segurança física e patrimonial, dentro da instituição financeira, abaixo será realizado uma análise de envoltória de dados (DEA) de maneira segregada para cada região do País com o propósito de termos uma visão mais próxima da realidade devido à dimensão continental do país.

Com essa proposta, tem-se o objetivo de trazer variáveis intrínsecas à região do país que poderiam ser as mais variadas e difíceis de avaliarmos assim como de obtermos estes dados, tais como: número de órgãos de segurança pública em cada cidade, número de policiais em exercício no dia/hora do evento, investimento de segurança pública na cidade para o período analisado, modus operandi da quadrilha que atua em cada região do país (ex.: ataques a cofres com uso de explosivos ou ataques à terminais de autoatendimento com equipamentos de corte), etc. Dessa forma, segue a geração de escores de eficiência de maneira segregada por Região do Brasil.



## 5.3 Etapa 3: Geração de escores de eficiência por Região do Brasil

Segue a Avaliação DEA para cada Região do Brasil de forma segregada:

### 5.3.1 Região Nordeste (NE)

Por meio da Tabela 5.8, pode-se observar a relação das 5 DMUs mais eficientes, sendo 2 localizadas em Pernambuco e, uma DMU eficiente localizada em cada UF da Paraíba, Bahia e Ceará.

Também, foram analisados a média de eficiência de todas as DMUs de cada UF da Região Nordeste. E, observa-se a Paraíba apresentou a maior média de eficiência (0,866) de todas as UF analisadas. A UF Maranhão apresentou a menor eficiência (0,614) dentre as DMUs analisadas.

O desvio-padrão, de todas as UF, são relativamente pequenos e com valores muito próximos, mostrando que a amostra, para cada UF da Região Nordeste, é bem homogênea. Também, pode-se verificar que o coeficiente de variação do Maranhão é o maior (23,4%) em relação à todas UF analisadas da região Nordeste, demonstrando que houve variações mais expressivas entre as médias de eficiência calculadas.

Tabela 5.8: Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região Nordeste

UF	Quant. DMUs eficientes	Quant. DMUs não eficientes	Média eficiência de todas DMUs de cada UF	Desvio-padrão	Coefficiente de Variação
PE	2	12	0,783	0,1438256	18,4%
PB	1	4	0,866	0,1528571	17,7%
BA	1	15	0,745	0,1405219	18,9%
CE	1	11	0,827	0,1456472	17,6%
AL	0	6	0,664	0,1437286	21,6%
MA	0	8	0,614	0,1435235	23,4%
PI	0	6	0,732	0,1510016	20,6%
SE	0	6	0,795	0,1476273	18,6%
<b>Total</b>	<b>5</b>	<b>68</b>	<b>0,753</b>	<b>0,1395507</b>	<b>18,5%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da aplicação do Modelo CCR-Dual (orientado a input), pode-se obter também as metas a serem pleiteadas no estudo de caso para a Região Nordeste. As metas, conforme Tabela 5.9, foram calculadas em valores relativos com base nos valores que foram investidos no período analisado. Os percentuais apresentados na Tabela 5.9 são referentes as reduções orçamentárias possíveis e apresentadas de maneira global somando as metas de todas as DMUs analisadas da região Nordeste. Por meio dessa análise, estima-se que pode realizar uma redução média dos investimentos (equipamentos de segurança e infraestrutura) e despesas com vigilância em aproximadamente 41,6%, mantendo o nível de eficiência operacional nas DMUs da Região Nordeste. Também, poderá reduzir, em até 23,3%, o número de vigilantes mantendo os padrões de segurança mínimos nesta Região.

Tabela 5.9: Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região NE

	<b>Invest. Equip. Segurança</b>	<b>Número de Vigilantes</b>	<b>Despesa Vigilância</b>	<b>Invest. infra- estrutura</b>	<b>Redução Valor Relativo do Invest.</b>
<b>Meta para Redução Valores Investidos</b>	-33,24%	-23,3%	-34,2%	-61,7%	-46,6%

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

A partir da modelagem Dual e dos coeficientes  $\lambda_k$  é possível determinar quais DMUs eficientes podem ser adotadas como benchmarks para que as DMUs ineficientes possam alcançar a eficiência. A Tabela 5.10 apresenta as DMUs da Região Nordeste que não são eficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como modelo de forma a torná-las eficientes. Por oportuno, deve ser observado que as DMUs eficientes com eficiência igual a um, não realizam benchmark e por isso o  $\lambda_k$  é igual a um referente à eficiência da própria DMU.

Tabela 5.10: DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região NE

D M U	Benchmark (Lambda)	D M U	Benchmark (Lambda)	D M U	Benchmark (Lambda)
1	14(1,02191); 33(0,1436)	26	33(0,2626); 39(0,803)	51	33(0,4867); 39(0,5132)
2	14(0,31239); 39(0,8580)	27	14(0,1260); 33(0,251); 39(0,6227)	52	33(0,1889); 39(0,8110)
3	14(0,29852); 33(0,8029)	28	33(0,5796); 39(0,4203)	53	24(0,0054); 39(0,9945)
4	14(0,40761); 33(0,8144)	29	29(1,000000)	54	33(1,000000)
5	33(0,10493); 39(0,9655)	30	14(0,0692); 33(1,0455)	55	33(0,2423); 39(0,8024)
6	14(0,49168); 33(0,7263)	31	14(0,33678);33(0,749775)	56	14(0,2653); 33(0,6955); 39(0,0391)
7	33(0,30547); 39(0,7980)	32	14(0,4995); 33(0,5438)	57	14(0,1864); 33(0,2513); 39(0,562197)
8	14(0,4433); 33(0,635)	33	33(1,000000)	58	33(0,1331); 39(0,8668)
9	14(0,2579); 33(0,113); 39(0,741450)	34	33(0,5106); 39(0,4893)	59	33(0,5774); 39(0,4225)
10	14(0,4589); 33(0,7527)	35	14(0,2053); 33(0,8151); 39(0,073217)	60	33(0,6513); 39(0,3486)
11	14(0,7570); 33(0,39341)	36	33(0,4424); 39(0,5575)	61	33(0,8627); 39(0,1372)
12	14(0,6389); 33(0,5426)	37	33(0,13886); 39(0,8611)	62	14(0,3288); 33(0,6862)
13	14(0,0612); 33(1,2037)	38	33(0,36157); 39(0,6384)	63	33(0,6380); 39(0,3619)
14	14(1,000000)	39	39(1,000000)	64	14(0,2086); 33(0,8626)
15	14(0,111); 33(0,957); 39(0,114394)	40	33(1,019847)	65	33(0,2374); 39(0,7625)
16	14(0,1449); 33(0,379); 39(0,58456)	41	33(0,27767); 39(0,7223)	66	33(0,4705); 39(0,5294)
17	14(0,6849); 33(0,4575)	42	33(0,33124);39(0,6687)	67	33(0,1859); 39(0,8140)
18	14(0,5662); 33(0,5272)	43	33(0,474501); 39(0,52549)	68	14(0,3015); 33(0,7178)
19	14(0,4627); 33(0,6162)	44	14(0,232254); 33(0,63254); 39(0,135197)	69	33(0,2306); 39(0,7693)
20	14(0,053792); 33(1,1318)	45	33(0,4810); 39(0,51898)	70	33(0,2858); 39(0,7141)
21	14(0,603261); 33(0,33194)	46	33(0,6346); 39(0,42575)	71	33(0,2371); 39(0,7628)
22	14(0,101701); 33(0,3047); 39(0,662063)	47	14(0,372143); 33(0,11151); 39(0,516355)	72	14(0,1108); 33(0,6391); 39(0,249981)
23	14(0,664614); 33(0,35707)	48	33(0,367709); 39(0,63229)	73	14(0,486803); 33(0,564)
24	24(1,000000)	49	33(0,48335); 39(0,51664)		
25	33(0,41386);39(0,61862)	50	33(0,4017); 39(0,63337)		

Por meio da Tabela 5.11, também pode-se verificar o ranqueamento das 73 (setenta e três) dependências (DMUs) da Região NE de maior para menor eficiência.

Tabela 5.11: Ranqueamento das 73 DMUs da Região NE por grau de eficiência

Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia	Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia	Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia
1	14	BA	1	26	4	PE	0,8148437	51	60	PB	0,674301
1	24	PE	1	27	59	PB	0,8024816	52	62	PE	0,671972
1	29	PE	1	28	2	BA	0,780301	53	53	PE	0,6684951
1	33	PB	1	29	36	BA	0,7787595	54	13	PE	0,6631457
1	39	CE	1	30	32	PI	0,7714856	55	68	BA	0,6604973
6	11	SE	0,9537136	31	19	PI	0,7708327	56	56	SE	0,6522253
7	47	BA	0,944249	32	21	CE	0,7692318	57	64	SE	0,6399885
8	58	PB	0,9412758	33	73	AL	0,7690998	58	71	BA	0,6380005
9	70	BA	0,9388767	34	43	PE	0,7627496	59	7	PE	0,6338391
10	37	CE	0,9305682	35	8	AL	0,7612474	60	26	MA	0,6230669
11	55	PI	0,9236638	36	49	AL	0,7583221	61	20	AL	0,6197138
12	16	CE	0,9193770	37	51	PE	0,7566256	62	17	BA	0,6091437
13	22	PB	0,9161153	38	5	BA	0,7479781	63	30	PI	0,5920804
14	12	SE	0,9103215	39	34	CE	0,74466311	64	38	BA	0,5836597
15	67	SE	0,9070429	40	46	PE	0,74310218	65	41	MA	0,57410691
16	52	PE	0,9055269	41	1	BA	0,72915157	66	6	MA	0,5699057
17	25	BA	0,8904984	42	31	CE	0,71166797	67	61	AL	0,5686492
18	69	BA	0,8846847	43	28	CE	0,71016501	68	42	BA	0,5562524
19	65	CE	0,8812762	44	15	MA	0,70420403	69	50	MA	0,55617655
20	27	CE	0,8743951	45	9	SE	0,70419537	70	40	AL	0,50992364
21	57	CE	0,8743177	46	3	MA	0,69997012	71	66	BA	0,50982535
22	23	PE	0,8431506	47	35	MA	0,68613043	72	45	MA	0,5063273
23	10	PI	0,835309	48	44	PE	0,68372554	73	54	PI	0,5000000
24	18	CE	0,8298416	49	63	CE	0,68099011				
25	48	PE	0,8161457	50	72	BA	0,68042368				

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

### 5.3.2 Região Norte (N)

Por meio da Tabela 5.12, pode-se observar a relação das 4 **DMUs** mais eficientes, sendo 2 localizadas em Rondônia e uma **DMU** eficiente localizada em cada UF da Amazônia e Tocantins.

Também, foram analisados a média de eficiência de todas as **DMUs** de cada UF da Região Norte. E, observa-se a Amazônia apresentou a maior média de eficiência (0,899) de todas as UF analisadas. A UF Acre apresentou a menor eficiência (0,59) dentre as **DMUs** analisadas.

O desvio-padrão, de todas as UF, são relativamente pequenos e com valores muito próximos, mostrando que a amostra, para cada UF da Região Norte, é bem homogênea. Também, pode-se verificar que o coeficiente de variação de Roraima (=34,7%) e Acre (=33,5%) são os maiores em relação à todas UF analisadas da região Norte, demonstrando que houve variações mais expressivas entre as médias de eficiência calculadas, expressando um conjunto de eficiências das **DMUs** bem heterogêneas.

Tabela 5.12: Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região Norte

UF	Quant. DMUs eficientes	Quant. DMUs não eficientes	Média eficiência de todas DMUs de cada UF	Desvio- padrão	Coeficiente de Variação
RO	2	2	0,842	0,2077	24,7%
TO	1	3	0,767	0,1916	22,1%
AM	1	1	0,899	0,1826	20,3%
AC	0	2	0,590	0,1976	33,5%
PA	0	6	0,733	0,1877	25,6%
RR	0	2	0,787	0,2727	34,7%
<b>Total</b>	<b>4</b>	<b>16</b>	<b>0,769</b>	<b>0,1857</b>	<b>23,7%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da aplicação do Modelo CCR-Dual (orientado a input), pode-se obter também as metas a serem pleiteadas no estudo de caso para a Região Norte. As metas, conforme Tabela 5.13, foram calculadas em valores relativos com base nos valores que foram investidos no período analisado. Os percentuais apresentados na Tabela 5.13 são referentes as reduções orçamentárias possíveis e apresentadas de maneira global somando as metas de todas as **DMUs** analisadas da região Norte. Por meio dessa análise, estima-se

que pode realizar uma redução média dos investimentos (equipamentos de segurança e infraestrutura) e despesas com vigilância em aproximadamente 47,7%, mantendo o nível de eficiência operacional nas **DMUs** da Região Norte. Também, poderá reduzir, em até 25,6%, o número de vigilantes mantendo os padrões de segurança mínimos nesta Região.

Tabela 5.13: Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região Norte

	<b>Invest. Equip. Segurança</b>	<b>Número de Vigilantes</b>	<b>Despesa Vigilância</b>	<b>Invest. infra- estrutura</b>	<b>Redução Valor Relativo do Invest.</b>
<b>Meta para Redução Valores Investidos</b>	-37,2%	-25,6%	-29,3%	-54,2%	-47,7%

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

A partir da modelagem Dual e dos coeficientes  $\lambda_k$  é possível determinar quais **DMUs** eficientes podem ser adotadas como benchmarks para que as **DMUs** ineficientes possam alcançar a eficiência. A Tabela 5.14 apresenta as **DMUs** da Região Norte que não são eficientes com suas respectivas **DMUs** eficientes que devem ser utilizadas como modelo de forma a torná-las eficientes.

Tabela 5.14: DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região Norte

DMU	Benchmark(Lambda)
1	03(0,753476); 20(0,302810)
2	03(0,138831); 20(0,959823)
3	03(1,000000)
4	03(0,792485); 20(0,261997)
5	03(0,160967); 12(0,574630); 20(0,264402)
6	03(0,115822); 12(0,026205); 20(0,857973)
7	03(0,732191); 12(0,227787); 20(0,040022)
8	03(0,126456); 12(0,796685); 20(0,076859)
9	03(0,226910); 12(0,468856); 20(0,304234)
10	10(1,000000)
11	03(0,045325); 12(0,083684); 20(0,870991)
12	12(1,000000)
13	03(0,006935); 12(0,589993); 20(0,403073)
14	03(0,707518); 12(0,028438); 20(0,264044)
15	03(0,116928); 12(0,104507); 20(0,778564)
16	12(0,480838); 20(0,519162)
17	03(0,588101); 12(0,202348); 20(0,209551)
18	03(0,481990); 10(0,225144); 20(0,292866)
19	03(0,363216); 12(0,026379); 20(0,610405)
20	20(1,000000)

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da Tabela 5.15, também pode-se verificar o ranqueamento das 20 (vinte) dependências (DMU) da Região Norte de maior para menor eficiência.

Tabela 5.15: Ranqueamento das 20 DMUs da Região Norte por grau de eficiência

Posição	DMU	UF	Eficiência
1	3	RO	1
1	10	TO	1
1	12	RO	1
1	20	AM	1
5	7	RR	0,979989
6	8	RO	0,961570
7	1	PA	0,904880
8	14	TO	0,867977
9	18	PA	0,853566
10	9	PA	0,847883
11	13	AM	0,798463
12	16	TO	0,740419
13	19	TO	0,694797
14	2	PA	0,61995
15	4	AC	0,615655
16	17	PA	0,596816
17	6	RR	0,594270
18	5	PA	0,578532
19	11	AC	0,564504
20	15	RO	0,407145

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

### 5.3.3 Região Centro-Oeste (CO)

Por meio da Tabela 5.16, pode-se observar a relação das 39 DMUs eficientes (=1), sendo:18 localizadas em Mato Grosso; 15 no Estado do Goiás; e 6 no Estado do Mato Grosso do Sul.

Também, foram analisados a média de eficiência de todas as DMUs de cada UF da Região Centro-Oeste. E, observa-se que o Estado do Mato Grosso do Sul apresentou a maior média de eficiência (0,994) de todas as UF analisadas. A UF Mato Grosso apresentou a menor eficiência (0,916) dentre as DMUs analisadas.

O desvio-padrão, de todas as UF, são relativamente pequenos e com valores muito próximos, mostrando que a amostra, para cada UF da Região Centro-Oeste, é bem homogênea. Também, pode-se verificar que o coeficiente de variação de Mato Grosso (=13,6%), apesar de ser o maior dentre os demais UF analisadas da região Centro-Oeste, apresentou



pouca variação, demonstrando que houve variações pouco expressivas entre as médias de eficiência calculadas da Região.

Tabela 5.16: Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região CO

UF	Quant. DMUs eficientes	Quant. DMUs não eficientes	Média eficiência de todas DMUs de cada UF	Desvio- padrão	Coefficiente de Variação
MT	18	7	0,916	0,1212	13,3%
GO	15	3	0,992	0,1133	11,4%
MS	6	2	0,994	0,1092	11,6%
<b>Total</b>	<b>39</b>	<b>12</b>	<b>0,947</b>	<b>0,1203</b>	<b>12,7%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da aplicação do Modelo CCR-Dual (orientado a input), pode-se obter também as metas a serem pleiteadas no estudo de caso para a Região Centro-Oeste. As metas, conforme Tabela 5.17, foram calculadas em valores relativos com base nos valores que foram investidos no período analisado. Os percentuais apresentados na Tabela 5.17 são referentes as reduções orçamentárias possíveis e apresentadas de maneira global somando as metas de todas as DMUs analisadas da Região Centro-Oeste. Por meio dessa análise, estima-se que pode realizar uma redução média dos investimentos (equipamentos de segurança e infraestrutura) e despesas com vigilância em aproximadamente 28,3%, mantendo o nível de eficiência operacional nas DMUs da Região Centro-Oeste. Também, poderá reduzir, em até 8,4%, o número de vigilantes mantendo os padrões de segurança mínimos nesta Região.

Tabela 5.17: Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região CO

	<b>Invest. Equip. Segurança</b>	<b>Número de Vigilantes</b>	<b>Despesa Vigilância</b>	<b>Invest. infra- estrutura</b>	<b>Redução Valor Relativo do Invest.</b>
<b>Meta para Redução Valores Investidos</b>	-53,4%	-7,3%	-8,4%	-31,3%	-28,3%

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

A partir da modelagem Dual e dos coeficientes  $\lambda_k$  é possível determinar quais **DMUs** eficientes podem ser adotadas como benchmarks para que as **DMUs** ineficientes possam alcançar a eficiência. A Tabela 5.18 apresenta as **DMUs** da Região Centro-Oeste que não são eficientes com suas respectivas **DMUs** eficientes que devem ser utilizadas como modelo de forma a torná-las eficientes.

Tabela 5.18: DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região CO

<b>D</b> <b>M</b> <b>U</b>	<b>Benchmark</b> <b>(Lambda)</b>	<b>D</b> <b>M</b> <b>U</b>	<b>Benchmark</b> <b>(Lambda)</b>
1	03(0,748796); 08(0,116618)	27	27(1,000000)
2	02(1,000000)	28	05(0,238477); 27(0,297484); 39(0,464039)
3	03(1,000000)	29	24(0,939250); 40(0,060750)
4	03(0,848864); 05(0,041021)	30	05(0,418420); 45(0,581580)
5	05(1,000000)	31	12(0,017426); 24(0,114834); 39(0,643155); 45(0,224585)
6	05(0,344902); 12(0,238422); 39(0,416676)	32	05(0,220668); 27(0,283996); 39(0,495336)
7	05(0,284115); 12(0,363164); 39(0,063117); 40(0,289605)	33	05(0,206571); 08(0,010183); 27(0,509662); 50(0,273584)
8	08(1,000000)	34	34(1,000000)
9	08(0,956020)	35	05(0,519217); 39(0,480783)
10	05(0,438134); 08(0,324447); 12(0,237420)	36	05(0,953656); 39(0,046344)
11	08(0,813169); 12(0,081026); 50(0,081788)	37	05(0,906105); 39(0,093895)
12	12(1,000000)	38	40(1,000000)
13	05(0,004835); 08(0,621012); 12(0,115109); 50(0,180401)	39	39(1,000000)
14	05(0,405845); 12(0,005442); 18(0,282757); 50(0,273688)	40	40(1,000000)
15	27(1,000000)	41	05(0,598738); 39(0,401262)
16	05(0,494355); 27(0,491274); 39(0,014371)	42	27(0,178953); 40(0,821047)
17	05(1,000000)	43	05(0,659007); 39(0,340993)
18	18(1,000000)	44	05(1,000000)
19	05(0,610829); 18(0,389171)	45	45(1,000000)
20	05(0,233022); 39(0,766978)	46	05(0,216473); 45(0,783527)
21	39(0,653056); 45(0,346944)	47	05(0,637060); 18(0,173389); 39(0,189551)
22	12(0,104969); 24(0,104603); 39(0,271521); 45(0,518907)	48	18(0,415289); 27(0,088689); 50(0,496022)
23	05(0,502812); 34(0,497188)	49	27(0,177064); 50(0,822936)
24	24(1,000000)	50	50(1,000000)
25	05(0,458117); 27(0,248337); 39(0,293546)	51	05(0,076714); 24(0,691346); 45(0,231939)
26	26(1,000000)		

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da Tabela 5.19, também pode-se verificar o ranqueamento das 51 (cinquenta e um) dependências da Região Centro-Oeste de maior para menor eficiência.

Tabela 5.19: Ranqueamento das 51 DMUs da Região Centro-Oeste por grau de eficiência

Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia	Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia	Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia
1	2	MT	1	1	28	MT	1	1	47	MT	1
1	3	MS	1	1	29	GO	1	1	48	GO	1
1	5	MT	1	1	30	MT	1	1	49	GO	1
1	6	MT	1	1	31	MT	1	1	50	GO	1
1	7	MT	1	1	32	MT	1	1	51	GO	1
1	8	GO	1	1	33	GO	1	40	11	GO	0,977220
1	10	MS	1	1	34	GO	1	41	14	MS	0,967731
1	12	MT	1	1	35	MT	1	42	9	GO	0,956020
1	15	GO	1	1	36	MT	1	43	13	GO	0,921357
1	17	MT	1	1	37	MT	1	44	4	MT	0,889885
1	18	MT	1	1	38	GO	1	45	16	MT	0,666667
1	21	MS	1	1	39	MS	1	46	19	MT	0,666667
1	23	MT	1	1	40	GO	1	47	20	MT	0,666667
1	24	GO	1	1	42	GO	1	48	22	MT	0,666667
1	25	MS	1	1	43	MT	1	49	41	MT	0,666667
1	26	GO	1	1	45	MS	1	50	44	MT	0,666667
1	27	GO	1	1	46	MT	1	51	1	MS	0,576943

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

### 5.3.4 Região Sul (S)

Por meio da Tabela 5.20, pode-se observar a relação das 13 DMUs mais eficientes, sendo 9 localizadas em Santa Catarina, 3 DMUs localizadas no Rio Grande do Sul e 1 DMU no Estado do Paraná. Também, foram analisados a média de eficiência de todas as DMUs de cada UF da Região Sul. E, observa-se que Santa Catarina apresentou a maior média de eficiência (0,888) de todas as UF analisadas. A UF Paraná apresentou a menor eficiência (0,771) dentre as DMUs analisadas.

O desvio-padrão, de todas as UF, são relativamente pequenos e com valores muito próximos, mostrando que a amostra, para cada UF da Região Sul, é bem homogênea. Também, pode-se verificar que o coeficiente de variação do Rio Grande do Sul é o maior

(17,9%) em relação à todas UF analisadas da Região Sul, porém com poucas variações entre as médias de eficiência calculadas das demais UF da Região Sul.

Tabela 5.20: Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região Sul

UF	Quant. DMUs eficientes	Quant. DMUs não eficientes	Média eficiência de todas DMUs de cada UF	Desvio-padrão	Coefficiente de Variação
SC	9	17	0,888	0,1371	15,4%
RS	3	13	0,842	0,1493	17,9%
PR	1	24	0,771	1241	15,8%
<b>Total</b>	<b>13</b>	<b>54</b>	<b>0,833</b>	<b>0,1423</b>	<b>17,1%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da aplicação do Modelo CCR-Dual (orientado a input), pode-se obter também as metas a serem pleiteadas no estudo de caso para a Região Sul. As metas, conforme Tabela 5.21, foram calculadas em valores relativos com base nos valores que foram investidos no período analisado. Os percentuais apresentados na Tabela 5.21 são referentes as reduções orçamentárias possíveis e apresentadas de maneira global somando as metas de todas as DMUs analisadas da região Sul. Por meio dessa análise, estima-se que pode realizar uma redução média dos investimentos (equipamentos de segurança e infraestrutura) e despesas com vigilância em aproximadamente 29,5%, mantendo o nível de eficiência operacional nas DMUs da Região Sul. Também, poderá reduzir, em até 21,8%, o número de vigilantes mantendo os padrões de segurança mínimos nesta Região.

Tabela 5.21: Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região Sul

	Invest. Equip. Segurança	Número de Vigilantes	Despesa Vigilância	Invest. infraestrutura	Redução Valor Relativo do Invest.
<b>Meta para Redução Valores Investidos</b>	-38,9%	-15,3%	-21,8%	-32,6%	-29,5%

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

A partir da modelagem Dual e dos coeficientes  $\lambda_k$  é possível determinar quais **DMUs** eficientes podem ser adotadas como benchmarks para que as **DMUs** ineficientes possam alcançar a eficiência. A Tabela 5.22 apresenta as **DMUs** da Região Sul que não são eficientes com suas respectivas **DMUs** eficientes que devem ser utilizadas como modelo de forma a torná-las eficientes.

Tabela 5.22: DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região Sul

<b>D</b> <b>M</b> <b>U</b>	<b>Benchmark</b> <b>(Lambda)</b>	<b>D</b> <b>M</b> <b>U</b>	<b>Benchmark</b> <b>(Lambda)</b>
3	02(0,095291); 56(1,042248)	35	27(0,1435);48(0,67197);55(0,1183); 56(0,066)
4	01(0,767396); 56(0,187123)	36	48(0,159741); 56(0,840259)
5	02(0,380476); 08(0,446423); 56(0,120977)	37	25(0,4791);55(0,2525);56(0,268)
6	01(0,236514); 08(0,259988); 12(0,000911); 25(0,375283); 56(0,127305)	38	55(0,923817); 56(0,076183)
7	01(0,048836); 08(0,813816); 56(0,181331)	39	48(0,2748);55(0,3038);56(0,4213)
9	02(0,013065); 08(0,419198); 56(0,577431)	42	55(0,392696);56(0,607304)
10	08(0,02239); 25(0,6374); 55(0,3048); 56(0,0352)	43	25(0,1556);55(0,3268);56(0,5174)
11	12(0,4492);25(0,3669);56(0,1650);64(0,0188)	44	01(0,0744);08(0,1850); 25(0,0917); 56(0,6487)
13	25(0,290051); 56(0,709949)	45	25(0,1339);56(0,7544);64(0,11162)
14	25(0,247261); 55(0,342762); 56(0,409977)	46	48(0,1970);55(0,2513);56(0,5516)
15	55(0,243117); 56(0,756883)	47	41(0,0701);55(0,3116);56(0,6182)
16	48(0,107357); 55(0,539776); 56(0,3528)	49	41(0,1475); 55(0,6492); 56(0,2031)
17	41(0,129305); 55(0,24737); 56(0,62332)	50	12(0,379);25(0,066);55(0,295);56(0,257)
18	08(0,0211);41(0,2406); 55(0,5231);56(0,215)	51	56(0,689869); 64(0,310131)
19	08(0,319073); 25(0,112958); 55(0,451587); 56(0,116383)	52	27(0,225432); 48(0,025844); 55(0,429706); 56(0,319018)
20	08(0,608);12(0,0329);55(0,136);56(0,222)	53	55(0,791629); 56(0,208371)
21	25(0,084450); 55(0,901839); 56(0,013711)	54	27(0,131);40(0,0999);55(0,343);56(0,424)
22	27(0,573850); 55(0,162649); 56(0,263501)	57	25(0,979023); 56(0,020977)
23	55(0,545929); 56(0,454071)	58	25(0,210182); 56(0,789818)
24	27(0,2767);28(0,3527); 40(0,2077);56(0,162)	59	08(0,246);41(0,031);55(0,0526);56(0,668)
26	25(0,644613); 56(0,355387)	60	55(0,810926); 56(0,189074)
29	01(0,038643); 25(0,736589); 56(0,224768)	61	27(0,126);48(0,668);55(0,154); 56(0,052)
30	25(0,121606); 56(0,878394)	62	27(0,47481); 48(0,17283); 56(0,35236)
31	55(0,816891); 56(0,183109)	63	08(0,127);25(0,368); 5(0,184);56(0,320)
32	55(0,609084); 56(0,390916)	65	12(0,047);25(0,009); 55(0,574);56(0,368)
33	02(0,008487); 08(0,254475); 56(0,743336)	66	55(0,557499); 56(0,442501)
34	08(0,098); 28(0,091);40(0,490);56(0,320)	67	08(0,147);41(0,011); 55(0,795);56(0,045)

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da Tabela 5.23, também pode-se verificar o ranqueamento das 67 (sessenta e sete) dependências da Região Sul de maior para menor eficiência.

Tabela 5.23: Ranqueamento das 67 DMUs da Região Sul por grau de eficiência

Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia	Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia	Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia
1	1	SC	1	24	31	RS	0,908446	47	23	PR	0,772965
1	2	SC	1	25	60	RS	0,905463	48	43	RS	0,741278
1	8	RS	1	26	20	PR	0,899160	49	9	PR	0,720978
1	12	SC	1	27	49	PR	0,898418	50	51	SC	0,703766
1	25	SC	1	28	53	RS	0,895814	51	42	RS	0,696348
1	27	SC	1	29	18	PR	0,892463	52	47	PR	0,690874
1	28	SC	1	30	29	PR	0,887616	53	17	PR	0,688338
1	40	RS	1	31	5	RS	0,887388	54	44	PR	0,675627
1	41	PR	1	32	34	SC	0,872436	55	59	PR	0,665711
1	48	SC	1	33	50	SC	0,871067	56	21	PR	0,662096
1	55	RS	1	34	62	SC	0,866518	57	10	PR	0,654915
1	56	SC	1	35	37	PR	0,865840	58	13	SC	0,645026
1	64	SC	1	36	4	PR	0,860958	59	33	SC	0,634630
14	57	SC	0,989512	37	52	SC	0,840491	60	19	RS	0,627872
15	67	RS	0,977359	38	63	PR	0,839854	61	45	SC	0,622778
16	61	SC	0,974110	39	16	PR	0,823566	62	15	PR	0,621559
17	35	SC	0,966893	40	26	RS	0,822306	63	3	PR	0,616415
18	38	RS	0,961908	41	65	PR	0,815597	64	58	PR	0,605091
19	7	PR	0,953316	42	32	PR	0,804542	65	36	SC	0,594371
20	24	SC	0,942696	43	14	PR	0,795012	66	30	PR	0,560803
21	6	SC	0,936348	44	54	SC	0,794542	67	46	RS	0,482798
22	22	SC	0,922235	45	39	RS	0,789333				
23	11	SC	0,917488	46	66	RS	0,778749				

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

### 5.3.5 Região Sudeste (SE)

Por meio da Tabela 5.24, pode-se observar a relação das 9 DMUs mais eficientes, sendo 5 localizadas em Minas Gerais e 4 DMUs localizadas em São Paulo. Também, foram analisados a média de eficiência de todas as DMUs de cada UF da Região Sudeste.



E, observa-se que Espírito Santo apresentou a maior média de eficiência (0,868) de todas as UF analisadas apesar de não ter nenhuma DMU com eficiência igual a um. A UF Rio de Janeiro apresentou a menor eficiência (0,487) dentre as DMU's analisadas na Região Sudeste, porém é de se destacar que somente houve uma dependência (DMU) no Rio de Janeiro que foi atacada no período analisado.

O desvio-padrão, de todas as UF, são relativamente pequenos da Região Sudeste, sendo que o do Estado do Espírito Santo é bem pequeno, inclusive sendo o menor valor encontrado de todas as Regiões analisadas. Também, pode-se verificar que o coeficiente de variação do Espírito Santo é o menor frente aos demais analisados da Região Sudeste, demonstrando que houve variação bem homogênea entre as médias de eficiência calculadas.

Tabela 5.24: Agências (DMUs) mais eficientes e não eficientes por UF da Região Sudeste

UF	Quant. DMUs eficientes	Quant. DMUs não eficientes	Média eficiência de todas DMUs de cada UF	Desvio-padrão	Coeficiente de Variação
MG	5	32	0,764	0,1876	24,6%
SP	4	26	0,828	0,1821	22,0%
RJ	0	1	0,487	-	-
ES	0	4	0,868	0,0579	6,7%
<b>Total</b>	<b>9</b>	<b>63</b>	<b>0,793</b>	<b>0,18306</b>	<b>23,1%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da aplicação do Modelo CCR-Dual (orientado a input), pode-se obter também as metas a serem pleiteadas no estudo de caso para a Região Sudeste. As metas, conforme Tabela 5.25, foram calculadas em valores relativos com base nos valores que foram investidos no período analisado. Os percentuais apresentados na Tabela 5.25 são referentes as reduções orçamentárias possíveis e apresentadas de maneira global somando as metas de todas as DMUs analisadas da região Sudeste. Por meio dessa análise, estima-se que pode realizar uma redução média dos investimentos (equipamentos de segurança e infraestrutura) e despesas com vigilância em aproximadamente 39%, mantendo o nível de eficiência operacional nas DMUs da Região Sudeste. Também, poderá reduzir, em até 18,8%, o número de vigilantes mantendo os padrões de segurança mínimos nesta Região.

Tabela 5.25: Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs da Região Sudeste

	<b>Invest. Equip. Segurança</b>	<b>Número de Vigilantes</b>	<b>Despesa Vigilância</b>	<b>Invest. infra- estrutura</b>	<b>Redução Valor Relativo do Invest.</b>
<b>Meta para Redução Valores Investidos</b>	-52,9%	-18,8%	-27,2%	-42,4%	-39,2%

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

A partir da modelagem Dual e dos coeficientes  $\lambda_k$  é possível determinar quais **DMUs** eficientes podem ser adotadas como benchmarks para que as **DMUs** ineficientes possam alcançar a eficiência. As Tabelas 5.26 e 5.27 apresentam as **DMUs** da Região Sudeste que não são eficientes com suas respectivas **DMUs** eficientes que devem ser utilizadas como modelo de forma a torná-las eficientes.

Tabela 5.26: DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região Sudeste

DMU	Benchmark(Lambda)
2	01(0,336228); 08(0,507795); 12(0,139974)
3	01(0,396352); 04(0,652558)
5	01(0,183405); 08(0,119676); 12(0,338366); 17(0,337337); 38(0,124290)
6	01(0,379501); 04(0,538338); 10(0,064353)
7	01(0,256823); 04(0,783871); 10(0,005617)
9	01(0,313589); 08(0,645098)
11	01(0,510643); 08(0,453230)
13	10(0,907090); 17(0,092910)
14	01(0,243361); 08(0,466059); 12(0,204192)
15	01(0,070828); 04(0,905215)
16	01(0,854374)
18	04(0,318953); 10(0,251844); 17(0,056226); 38(0,372978)
19	10(0,143470); 17(0,193134); 38(0,663397)
20	08(0,390322); 17(0,258262); 38(0,351416)
21	17(0,289513); 38(0,710487)
22	08(0,003870); 12(0,041078); 17(0,311024); 38(0,644028)
23	08(0,391265); 17(0,327546); 38(0,281188)
24	04(0,086724); 17(0,338567); 38(0,574709)
25	08(0,016437); 12(0,298265); 17(0,319620); 38(0,365678)
26	08(0,136561); 12(0,162450); 17(0,466694); 38(0,234294)
27	17(0,655301); 38(0,344699)
28	17(0,559103); 38(0,440897)
29	10(0,880158); 17(0,090650); 38(0,029192)
30	17(0,010890); 38(0,989110)
31	17(0,315849); 38(0,684151)
32	17(0,118237); 38(0,881763)
33	01(0,130116); 08(0,105167); 12(0,219489); 17(0,618353)
34	10(0,034219); 17(0,153220); 38(0,526734); 71(0,285828)
35	08(0,125781); 17(0,014942); 38(0,859278)
36	08(0,136541); 17(0,608412); 38(0,255047)
37	08(0,243060); 17(0,028484); 38(0,728456)
39	04(0,480582); 17(0,042402); 38(0,477017)

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Tabela 5.27: DMUs ineficientes com suas respectivas DMUs eficientes que devem ser utilizadas como benchmark na Região Sudeste

DMU	Benchmark(Lambda)
40	08(0,014332); 17(0,050694); 38(0,934973)
42	17(0,124492); 38(0,875508)
43	17(0,140783); 38(0,672517); 71(0,186699)
44	17(0,006670); 38(0,993330)
45	17(0,371083); 38(0,628917)
46	10(0,294889); 17(0,089227); 38(0,499864); 71(0,116020)
47	10(0,108129); 17(0,434550); 38(0,178505); 71(0,278816)
48	08(0,110652); 12(0,068983); 17(0,614718); 38(0,205646)
49	17(0,382757); 38(0,617243)
50	12(0,113446); 17(0,226486); 38(0,573776); 71(0,086292)
51	10(0,395406); 17(0,016806); 38(0,587789)
52	17(0,351254); 38(0,648746)
53	01(0,036860); 08(0,097867); 12(0,189712); 17(0,696277)
54	17(0,405580); 38(0,594420)
55	17(0,050177); 38(0,949823)
56	17(0,346946); 38(0,653054)
57	17(0,477080); 38(0,522920)
58	17(0,235417); 38(0,764583)
59	08(0,206518); 17(0,126021); 38(0,667461)
60	01(0,139439); 04(0,312299); 17(0,626627)
61	10(0,279183); 17(0,464408); 71(0,256409)
62	17(0,131916); 38(0,675725); 71(0,192359)
63	17(0,321533); 38(0,678467)
64	17(0,287324); 38(0,712676)
65	12(0,130294); 17(0,286114); 38(0,178134); 71(0,405458)
66	17(0,114159); 38(0,480190); 71(0,405652)
67	17(0,064204); 38(0,935796)
68	17(0,247420); 38(0,752580)
69	08(0,190774); 12(0,096631); 17(0,203251); 38(0,509343)
70	17(0,041690); 38(0,958310)
72	10(0,251043); 17(0,251253); 38(0,414434); 71(0,083270)

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da Tabela 5.28, também pode-se verificar o ranqueamento das 72 (setenta e duas) dependências (DMUs) da Região Sudeste de maior para menor eficiência.

Tabela 5.28: Ranqueamento das 72 DMUs da Região Sudeste por grau de eficiência

Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia	Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia	Posi- ção	D M U	U F	Eficiên- cia
1	1	SP	1	26	19	SP	0,9034332	51	27	SP	0,6723493
1	4	MG	1	27	69	MG	0,8983746	52	53	MG	0,6541470
1	8	MG	1	28	50	SP	0,8867570	53	39	MG	0,6525327
1	10	MG	1	29	58	SP	0,8822917	54	32	SP	0,6272542
1	12	SP	1	30	68	MG	0,8762899	55	15	MG	0,6270862
1	17	MG	1	31	72	MG	0,8743733	56	59	MG	0,6246598
1	38	SP	1	32	2	MG	0,8660764	57	62	SP	0,6226945
1	41	SP	1	33	65	MG	0,8569431	58	43	SP	0,6197389
1	71	MG	1	34	64	MG	0,8563378	59	20	MG	0,5805793
10	44	SP	0,996665	35	22	ES	0,8444878	60	21	MG	0,5701621
11	30	SP	0,9945552	36	5	ES	0,8427025	61	3	MG	0,5671557
12	35	SP	0,9925291	37	25	MG	0,8401898	62	31	SP	0,5613837
13	51	MG	0,9915972	38	63	MG	0,8392333	63	23	MG	0,5574845
14	37	SP	0,9857580	39	14	ES	0,8324979	64	56	MG	0,5510181
15	70	SP	0,9791548	40	24	SP	0,8307164	65	45	MG	0,542972
16	40	SP	0,974652	41	9	SP	0,8076263	66	49	MG	0,5390810
17	18	MG	0,9718870	42	61	SP	0,7941850	67	54	MG	0,5314734
18	67	SP	0,9678978	43	6	MG	0,7924410	68	57	MG	0,5076401
19	13	MG	0,957026	44	47	MG	0,7827251	69	55	RJ	0,4874557
20	46	ES	0,9553866	45	26	SP	0,7666529	70	11	MG	0,4723676
21	29	SP	0,9546749	46	28	SP	0,720448	71	52	MG	0,4121864
22	66	MG	0,9429206	47	33	MG	0,6988906	72	16	SP	0,2847914
23	42	SP	0,9377542	48	36	SP	0,6957941				
24	34	MG	0,9233901	49	60	SP	0,6953319				
25	7	MG	0,9178987	50	48	SP	0,6926407				

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

## 5.4 Valores Consolidados das Regiões do Brasil

Após a visão descentralizada por cada Região do Brasil, é apresentado o resultado de maneira consolidada das metas para redução dos valores investidos, por meio da Tabela 5.29, e pode-se verificar uma possível redução de até 42,1% dos investimentos em segurança física bancária assim como uma redução de 13% do número de vigilantes, preservando os padrões mínimos de risco mínimos estabelecidos pelos gestores do Banco analisado. Por oportuno, é bom destacar que para os cálculos para a redução do número de vigilantes, sempre foi realizado o arredondamento para cima.

Tabela 5.29: Metas para Redução dos Valores Investidos nos Inputs à nível Nacional

Região	Invest. Equip. Segurança	Número de Vigilantes	Despesa Vigilância	Invest. infra-estrutura	Redução Valor Relativo do Invest.
Nordeste	-33,2%	-23,3%	-34,2%	-61,7%	-46,6%
Norte	-37,2%	-25,6%	-29,3%	-54,2%	-47,7%
Centro-Oeste	-53,4%	-7,3%	-8,4%	-31,3%	-28,3%
Sul	-38,9%	-15,3%	-21,8%	-32,6%	-29,5%
Sudeste	-52,9%	-18,8%	-27,2%	-42,4%	-39,2%
<b>Meta Consolidada</b>	<b>-46,20%</b>	<b>-13,10%</b>	<b>-27,60%</b>	<b>-47,00%</b>	<b>-42,10%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Max-DEA (2022).

Por meio da Tabela 5.30, pode-se verificar, de maneira consolidada, que 70 DMUs das 5 Regiões do País apresentaram eficiência igual à 1, mostrando que aproximadamente 32% das DMUs apresentaram um padrão ótimo de investimentos, com viés de segurança física e patrimonial, e que serviram de benchmark para realizarmos a análise das demais DMUs não eficientes. Das Regiões do Brasil, é de destacar que a Região Centro-Oeste do Brasil, teve a melhor eficiência assim, quanto aos investimentos em segurança física e patrimonial, com a menor perda operacional decorrente de ataque de meliantes. E, também, nessa Região houve o maior número de DMUs com eficiência igual a 1. A Região Sudeste teve a segunda melhor eficiência frente a todas as Regiões do Brasil, seguidas pelas Regiões Sul, Norte e Nordeste.

Tabela 5.30: Visão geral das eficiências das 5 Regiões do Brasil

Região	Quant. DMUs eficientes na Região	Quant. DMUs não eficientes na Região	Média eficiência de todas DMUs de cada Região	Desvio- padrão	Coefficiente de Variação
Nordeste	5	68	0,753	0,139551	18,50%
Norte	4	16	0,769	0,1857	23,70%
Centro-Oeste	39	12	0,947	0,1203	12,70%
Sul	13	54	0,833	0,1423	17,10%
Sudeste	9	63	0,793	0,18306	23,10%
<b>Total</b>	<b>70</b>	<b>213</b>	<b>0,819</b>	<b>0,15418</b>	<b>19,02%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

## 5.5 Aplicação e Cálculo da Regressão Tobit ao estudo de caso

A aplicação da regressão neste estudo de caso considera fatores indiretos (variáveis independentes) que podem influenciar nos escores de eficiência e tem o objetivo de identificar os fatores determinantes da eficiência das agências (DMUs) no período analisado. Partindo da análise acima, foram consideradas as eficiências geradas pela aplicação DEA para o cálculo da regressão Tobit. Além disso, foi considerado, conforme explicado anteriormente, outros fatores que podem influenciar indiretamente nos índices de eficiência das agências bancárias. Sendo assim, a partir deste ponto, tem-se que:

Variável dependente (Y): É constituída pelo escore de eficiência gerado através do DEA de cada uma das DMUs. Dessa forma, cada DMU tem um coeficiente positivo que varia de 0 a 1, calculado através do modelo CCR com orientação para o produto (output).

Variáveis independentes (Xi): Sob esse aspecto, busca-se identificar a influência dos fatores indiretos: Índice de Desenvolvimento Humano por Município (IDH-M) do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD); População estimada (dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) de julho de 2020); Produto Interno Bruto do Município (PIB-Município), com dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) de 2019; Taxa de Homicídio por 100.000 habitantes, com dados do Atlas da Violência do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) de 2019. Essas variáveis foram coletadas conforme o Município da localização de cada uma das DMUs analisadas,

sendo que forma selecionadas por serem informações que podem afetar indiretamente a perda operacional de cada agência bancária.

Ademais, também serão utilizadas variáveis binárias ou variáveis dummy: Região Norte, Região Nordeste, Região Sudeste, e Região Centro Oeste. A variável Região Norte foi escolhida para ser complementar na combinação linear, portanto, não foi incluída na tabela. É preciso lembrar que as variáveis dummy são frequentemente chamadas de variáveis binárias, uma vez que assumem apenas um de dois valores – em geral 0 ou 1 – para indicar a ausência ou presença de determinada característica, portanto, somente foi necessário definir qual evento deveria receber o valor 0 (zero) e qual deveria receber o valor 1 (um).

A variável **Índice de Desenvolvimento Humano por Município (IDH-M)** de cada **DMU** foi utilizada como uma referência para o bem-estar social, pois espera-se que quanto maior o **IDH-M** apresentado pelo Município, maior seja a eficiência, apresentando menor risco operacional, e consequentemente maior disponibilidade dos serviços bancários na cidade analisada. Será avaliado a relação entre número de habitantes e o **PIB-Município** de cada município analisado de forma a avaliar se esses indicadores podem afetar indiretamente os investimentos em segurança física e patrimonial das agências bancárias e consequentemente o risco potencial que a agência (**DMU**) está exposta. Também, é pertinente realizar uma análise da variável taxa de homicídio de cada Município que está localizada a **DMU** com o propósito de verificar se essa variável influencia a eficiência da **DMU** analisada.

Desta forma, espera-se otimizar melhor os investimentos em segurança bancária, sob aspectos físicos e patrimoniais, com o propósito de ampliar a capilaridade do Banco assim como melhorar a eficiência dos serviços prestados por meio de maior disponibilidade dos serviços bancários que serão evitados com a descontinuidade destes serviços que ocorrem quando dos ataques a nossas instalações. As variáveis relacionadas às regiões do Brasil trazem resultados que apontem qual a interferência dos fatores relacionados com determinada região que influenciam indiretamente a eficiência dos serviços prestados.

Quanto aos testes de normalidade do modelo, o teste Qui-quadrado mostrou que os resíduos da regressão seguem uma distribuição normal, conforme os resultados  $\chi^2 = 153,672$  e p-value de 4,2703-034, que foram encontrados por meio dos dados gerados no software Gretl.

Sendo assim, o modelo da regressão é apresentado na seguinte equação:

$$DEA = \alpha + \beta_1.X_1 + \beta_2.X_2 + \beta_3.X_3 + \beta_4.X_4 + \beta_5.X_5 + \beta_6.X_6 + \beta_7.X_7 + \beta_8.X_8 + \epsilon,$$

Onde:  $\alpha$  é a constante da função;

$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6, \beta_7$  e  $\beta_8$  que são os coeficientes estimados da regressão;

$\epsilon$  é o fator de erro da regressão; e

$X_1; X_2; X_3; X_4, \dots; X_8$  são as variáveis independentes do modelo definidas a seguir:



$X_1$  – Número de habitantes por Município;  $X_2$  – Índice de Desenvolvimento Humano por Município (IDH-M);  $X_3$  – Produto Interno Bruto do Município (PIB-Município);  $X_4$ ,  $X_5$ ,  $X_6$  e  $X_7$  – Regiões Centro Oeste, Nordeste, Sudeste e Sul;  $X_8$  – Taxa de Homicídio por Município.

A Tabela 5.31 mostra os resultados obtidos pelo modelo de regressão Tobit, com 8 variáveis independentes, sendo 4 dessas, variáveis dummies:

Tabela 5.31: Resultados do Modelo Regressão Tobit

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	Estat-T	P-Valor
<b>Constante</b>	0,99865	0,146089	6,836	<0,00001 ***
<b>Número de Habitantes</b>	3,44E-08	8,26E-08	0,416	0,6775
<b>IDH</b>	-0,318652	0,234889	-1,357	0,17491
<b>PIB</b>	6,00E-07	5,96E-07	1,007	0,31411
<b>Região CO</b>	0,0330747	0,0408717	0,809	0,41838
<b>Região NE</b>	0,0200735	0,0346629	0,579	0,56252
<b>Região SE</b>	0,0044961	0,0390681	0,115	0,90838
<b>Região Sul</b>	0,132778	0,0457686	2,901	0,00372 ***
<b>Taxa de Homicídio</b>	-0,00050363	0,00053473	-0,942	0,34627

Fonte: Elaborado pelo autor por meio dos dados do Software Gretl (2022).

O p-valor das estatísticas Z das variáveis do modelo de regressão Tobit apresentou significâncias somente na constante e na variável dummy da Região Sul com significância a 1%. Ademais, as variáveis Quantidade de habitantes do Município, IDH-M e PIB-Município, juntamente com a dummy da Região Centro Oeste, Nordeste e Sudeste, não se mostraram relevantes, o que sugere que para o modelo testado, baseado nos resultados acima extraídos da regressão Tobit, para o período analisado, esses fatores não são fatores decisivos sobre a eficiência das DMUs.

O Índice de Desenvolvimento Humano por Município (IDH-M) apresentou relação negativa com a escala de eficiência calculada, portanto, contrariando o esperado, não houve resultados conclusivos a respeito da relação entre essa variável e a eficiência nos investimentos em segurança física bancária.

Em relação às variáveis PIB-Município e Quantidade de Habitantes do Município, ambas apresentaram relação positiva com a eficiência, apesar dessas variáveis não tenham sido significativas, pode-se inferir que com um PIB-Município maior, melhor será o investi-

mento em serviços públicos e conseqüentemente em segurança pública do Município, o que reduz o número de ataques e gera melhor performance para a DMU analisada. Além disso, baseado na relação positiva da variável Quantidade de Habitantes do Município, indica que os Municípios que possuem maior número de habitantes tendem a possuir melhores níveis de serviço bancário pelas DMUs possuem melhor eficiência dos investimentos em segurança bancária e conseqüentemente melhor disponibilidade do serviço bancário em grandes municípios e capitais. Quanto a variável taxa de homicídio por cada 100 mil habitantes do Município apresentar relação negativa com a escala de eficiência calculada foi um resultado relativamente esperado, tendo em vista que os Municípios com maior violência tendem a apresentar eficiência menor por estarem em locais mais suscetíveis ao crime organizado.

## Capítulo 6

# Conclusões e Recomendações da Pesquisa

Conhecer os indicadores e metas impostas pela área de risco operacional, sob a ótica de segurança física bancária, da instituição financeira é extremamente importante para o resultado operacional da instituição, no entanto, não é suficiente para entender como se comporta os investimentos realizados pela instituição perante os riscos que as **DMUs** estão expostas, além de não ter como dizer se quanto maior o investimento realizado, em segurança física bancária, haverá nenhuma ou pouca perda financeira decorrente de ações criminosas nas **DMUs**. Para isso, é necessário entender quais são os fatores, por meio das variáveis, que influenciam direta ou indiretamente a eficiência, de modo que possa otimizar os investimentos, realizando a melhor alocação dos recursos nas **DMUs** classificadas como ineficientes de forma a ter melhor eficiência operacional mantendo ou mitigando o risco potencial, com viés de segurança, que cada **DMU** está exposta.

Por meio dos resultados apresentados neste estudo de caso, pode-se verificar resultados relevantes para que a área de segurança da instituição financeira possa entender melhor em quais Regiões do Brasil, assim como em quais **DMUs** devem receber, de maneira prioritária, os investimentos em segurança física, seja por meio de investimentos em equipamentos de segurança física, ou em infraestrutura com o viés de segurança física (reforço estrutural das **DMUs**) ou em sistema de vigilância (central de monitoramento, rondas, etc.) ou até mesmo no número de vigilantes, mantendo os padrões mínimos de segurança, dentro do apetite de risco operacional, que a instituição financeira tem aprovado pelo comitê gestor.

Para tanto, este trabalho teve como objetivo determinar a eficiência dos investimentos em segurança física e patrimonial por meio do cálculo dos escores de eficiência das Unidades Federativas do Brasil e Distrito Federal, de uma instituição financeira, para 283 (duzentas e oitenta e três) **DMUs** que sofreram algum tipo de ataque por meliantes num intervalo de tempo nos últimos 10 (dez) anos, utilizando como ferramenta a Análise

Envoltória de Dados (DEA).

A proposta foi construída com as variáveis de inputs e outputs selecionadas, conforme as melhores práticas na literatura acadêmica, utilizando-se o Modelo DEA CCR e orientação input. Além disso, foi proposto verificar quais os fatores externos que afetam ou influenciam nessa escala de eficiência, sendo assim, foi realizada a regressão e calculada a correlação entre os escores de eficiência por meio do modelo Tobit.

Com a modelagem orientada a inputs ou segundo a ótica dos insumos, pretende-se manter os produtos constantes (outputs) e minimizar os insumos (investimentos na área de segurança física bancária) de forma a atingirmos a fronteira de eficiência. Por esse motivo, utilizam-se como inputs os dados referentes aos investimentos em infraestrutura física com viés de segurança, equipamentos de segurança física, despesa com vigilância assim como o número de vigilantes, pois essas variáveis são importantes para entender se esses investimentos são imprescindíveis para o processo de gestão de risco operacional da instituição.

Os resultados apresentados mostram que foi encontrado um número expressivo de DMUs eficientes, 70, em relação ao número total de DMUs, 283, mostrando uma certa homogeneidade nas Unidades Federativas e Regiões do Brasil. Sob essa ótica, a Região Centro-Oeste, quando analisada de maneira segregada frente as demais Regiões do Brasil, se mostrou ser a mais eficiente entre todas as Regiões, pois obteve maior quantidade de escores de eficiência relativa e melhor média de eficiência no período analisado, apresentando a menor taxa de redução dos investimentos frente as demais Regiões do Brasil, podendo revisar e reduzir os investimentos nas DMUs em até 28,3%. A segunda Região do Brasil mais eficiente foi a Região Sul, podendo reduzir os investimentos em segurança física em até 29,5%. E as demais Regiões, na seguinte ordem: Região Sudeste (39,2%), Norte (47,7%) e por fim Região Nordeste (46,6%).

Também, pode-se observar que o uso desse modelo sugere que a instituição financeira possa realizar os investimentos de maneira ótima, gerando uma economia de aproximadamente 42% do recurso total investido em segurança física e patrimonial a nível nacional assim como uma redução de aproximadamente 13% do número de vigilantes quando analisamos as regiões de maneira segregada conforme destacado na Tabela 5.29. E, quando foi realizado a aplicação da DEA, de maneira consolidada, sem tratar cada região de maneira segregada, houve um indicativo de redução dos investimentos em aproximadamente 46% do recurso total investido em segurança física e patrimonial assim como uma redução aproximada de 11% do número de vigilantes, conforme Tabela 5.7, apresentando pouca variação quando realizamos análise de maneira segregada ou consolidada das regiões do Brasil quanto a aplicação da DEA.

É importante destacar que a análise, deste estudo de caso, utilizando o modelo DEA,

não entrou no mérito qualitativo, com a proposta de ter uma melhor leitura dos detalhes técnicos, seja por viés de investimento em infraestrutura física, ou equipamentos de segurança ou até mesmo despesa com vigilância, com o viés de segurança física, de forma a investigar quais itens ou quais investimentos em termos físicos que ocasionaram essa discrepância de investimento entre as **DMUs** analisadas de forma a verificar efetivamente quais seriam os desinvestimentos que a instituição financeira deveria realizar mantendo o apetite ao risco operacional aprovado pelos gestores.

O Estado de Mato Grosso apresentou a melhor eficiência (0,994) dentre todas as UF analisadas, seguidas respectivamente pelas UF dos Estados de Goiás (0,992) e Mato Grosso (0,916), todas da Região Centro-Oeste.

Com relação a aplicação da Regressão Tobit neste estudo de caso, houve algumas considerações importantes, tais como: **Índice de Desenvolvimento Humano por Município (IDH-M)** apresentou relação negativa com a escala de eficiência calculada, não havendo resultados conclusivos a respeito da relação entre essa variável e a eficiência nos investimentos em segurança física bancária; quanto às variáveis **Produto Interno Bruto do Município (PIB-Município)** e Quantidade de Habitantes do Município, ambas apresentaram relação positiva com a eficiência, pode-se inferir que com um **PIB-Município** maior, melhor será o investimento em serviços públicos e conseqüentemente em segurança pública do Município, o que reduz o número de ataques e gera melhor performance para a **DMU** analisada; e a relação positiva da variável Quantidade de Habitantes do Município, indica que os Municípios que possuem maior número de habitantes tendem a possuir melhores níveis de serviço bancário e conseqüentemente melhor disponibilidade do serviço bancário em grandes municípios e capitais; e quanto a variável taxa de homicídio por cada 100 mil habitantes do Município apresentar relação negativa com a escala de eficiência calculada foi um resultado relativamente esperado, tendo em vista que os Municípios com maior violência tendem a apresentar eficiência menor por estarem em locais mais suscetíveis ao crime organizado.

Deve-se destacar que não foram encontradas pesquisas anteriores com proposta de utilização do **DEA** para avaliação da eficiência dos investimentos em segurança física e patrimonial bancária em nenhuma das bases científicas que foram utilizadas nesta pesquisa.

Em termos de limitações do trabalho, é de se destacar que devido as características do estudo de caso por envolver informações e dados extremamente sensíveis, que não puderam ser declarados, gerou ausência de maiores detalhamentos na pesquisa, tais como: nome de Municípios envolvidos, datas das ocorrências dos eventos, prazos da realização das informações e as agências (também chamadas de **DMU**), que foram objeto da pesquisa, receberam uma numeração de forma que não fossem identificadas. Quanto as informações

para as entradas (inputs) e saídas (outputs), do modelo **DEA**, foram extraídas da base de dados da instituição financeira com intervalos de tempo diferenciado, sendo que os investimentos que envolvem recursos para obras de infraestrutura e investimentos para diversos aparatos de segurança física (equipamentos de segurança) extrapolam o período analisado por envolver investimentos de médio prazo, tendo em vista que esses investimentos apresentam uma vida útil de 10 anos. Já os demais inputs e outputs foram levantados de um intervalo de doze meses. É importante destacar que não foram identificados os meses e/ou anos do período analisado por envolver informações sensíveis de forma que os resultados declarados não representam a informação atual da instituição financeira analisada, sendo meramente para fins acadêmicos. Por oportuno, ainda dentro das limitações da pesquisa, não foi apresentado quais seriam os equipamentos de segurança física, ou quais obras de infraestrutura com viés de segurança física assim como quais reduções de serviços de vigilância não são necessários ser investidos, em cada uma das **DMUs**, nesta pesquisa, por envolver informações extremamente sensíveis.

Para trabalhos futuros, sugiro que seja aplicado esse modelo de eficiência **DEA**, sob a mesma ótica de segurança física e patrimonial, expandindo a pesquisa para outras instituições financeiras de forma a realizar uma análise comparativa e até avaliar o nível de maturidade das instituições financeiras analisadas. Entende-se que é pertinente que também sejam avaliadas outras variáveis da instituição financeira de forma a avaliar se estes foram primordiais na mitigação da perda operacional decorrente de ataques de meios, tais como: quais equipamentos de segurança física foram importantes para obstar o ataque, se o serviço de vigilância ou o sistema de monitoramento da agência ofereceu diferencial no tratamento da ocorrência.

Por outro lado, também, pode-se realizar uma pesquisa avaliando outros aspectos externos (ex.: existência de batalhões de polícia na região, rotas de fugas na região do ataque etc.) com o propósito de avaliar quais aspectos apresentam maior ou menor significância na mitigação da perda operacional e conseqüentemente na maior eficiência operacional da **DMU** analisada.

Após todas as análises e considerações supracitadas neste estudo de caso, pode-se afirmar que o modelo de avaliação de eficiência por meio de variáveis utilizadas com a aplicação da **DEA** foi capaz de responder todas as perguntas inicialmente apresentadas neste trabalho, detalhando: quais as **DMUs** que tiveram maior ou menor eficiência em termos de investimentos em segurança física e patrimonial; quais foram as regiões geográficas e as unidades da federação que apresentaram maior ou menor nível de eficiência em termos de investimentos em segurança física e patrimonial; pode-se concluir que o modelo de avaliação de eficiência proposto é aplicável e pode resolver o problema apresentado; indicou também que **DMUs** devem receber, prioritariamente, investimento para mitigar

perdas operacionais; indicou quais **DMUs** podem ser utilizadas como benchmark para que seja alcançado a eficiência nas dependências das Regiões do Brasil analisadas; detalhou os valores possíveis de redução dos investimentos, definindo metas, mantendo o nível de risco operacional atual; e por fim informa se há fatores indiretos (variáveis independentes) que possam influenciar os escores de eficiência das agências.

# Referências

- [13.709, 2018] 13.709, L. (2018). Lei 13.709, de 14 de agosto de 2018. *Dispõe sobre a lei geral de proteção de dados (LGPD)*. **2**
- [7.102, 1983] 7.102, L. (1983). Lei 7.102, de 20 de junho de 1983. **2**
- [Almeida & Mariano, 2006] Almeida, M. R. & Mariano, E.B.; Rebelatto, D. (2006). Análise por envoltória de dados – evolução e possibilidades de aplicação. *Anais do IX Simpósio de Administração da Produção, Logística e Operações Internacionais – SIMPOI 2006 – FGV-EAESP*. **33, 34, 38**
- [Amaral, 2015] Amaral, M. (2015). Tipos de risco na atividade bancária. *Revisores e Auditores, 36-41*. **21, 22**
- [Arif & Annes, 2012] Arif, A. & Annes, A. (2012). Liquidity risk and performance of banking system. *Journal of Financial Regulation and Compliance. Vol. 20 n° 2*. **23**
- [Azevedo, 2020] Azevedo, R. P. (2020). Relação entre risco e capital no sistema bancário português. *Dissertação de Mestrado. Universidade do Minho. Escola de Economia e Gestão*. **23, 24, 25**
- [Bacen, 2022] Bacen (2022). **18, 19, 20**
- [Bhatia et al., 2018] Bhatia, V., Basu, S., Mitra, S. K., & Dash, P. (2018). A review of bank efficiency and productivity. *Operational Research Society of India 2018*. **17**
- [Brasil, 2012] Brasil (2012). Portaria do departamento da polícia federal - dpf nº 3.233, de 10 de dezembro de 2012. *Publicado no Diário Oficial da União em 13 dezembro de 2012*. **2**
- [Cacopa, 2015] Cacopa, F. M. (2015). Gestão do risco de crédito bancário: Experiência no sector bancário angolano. *Dissertação de Mestrado apresentada ao Instituto Superior de Gestão ISG Lisboa*. **23**
- [Carvalho et al., 2017] Carvalho, P., Reis, R. N., Lima, A., & Borges, R. C. (2017). Análise por envoltória de dados no setor bancário: variáveis de entrada/input e saída/output mais utilizadas. *Revista Espacios. Vol. 38 (n°03)*. **17, 37, 38**
- [Casu et al., 2006] Casu, B., Beccalli, E., & Girardone, C. (2006). Efficiency and stock performance in european banking. *Journal of Business Finance and Accounting*. **16**



- [Casu & Girardone, 2006a] Casu, B. & Girardone, C. (2006a). Bank competition, concentration and efficiency in the single european market. *The Manchester School Vol. 74, n<sup>o</sup> 04, special Issue.* **13, 37**
- [Casu & Girardone, 2006b] Casu, B. & Girardone, C. (2006b). Bank competition, concentration and efficiency in the single european market. *The Manchester School Vol 74 No. 4 Special Issue 2006.* **16, 17**
- [CF, 1988] CF (1988). Constituição (1988). constituição da república federativa do brasil. *Senado Federal: Centro Gráfico.* **2**
- [Drake et al., 2003] Drake, L., Hall, M., & Simper, R. (2003). The impact of macroeconomic and regulatory factors on bank efficiency: a non-parametric analysis of hong kong's banking system. *Journal of Banking Finance.* **13**
- [Duho et al., 2020] Duho, K. T., Owodo, R., Onumah, J., Asare, E. T., & Onumah, R. M. (2020). Bank risk, profit efficiency and profitability in a frontier market. *Journal of Economic and Administrative Sciences.* **21, 22**
- [Febraban, 2020] Febraban (2020). Privacidade no uso de biometria facial está em debate. **2**
- [Filho, 2014] Filho, J. K. D. M. (2014). Mensuração de eficiência produtiva das ferrovias brasileiras de carga: uma aplicação de modelos dea e tobit. *Dissertação (Mestrado em Transportes), Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental, da Universidade de Brasília.* **40**
- [Garcia & Ramirez, 2004] Garcia, C. & Ramirez, C. (2004). El meta análisis como instrumento de investigación en la determinación y análisis del objeto del estudio: Aplicado al estudio de sistema de información.em congresso de alicante. **9**
- [Guerreiro et al., 2007] Guerreiro, A. P., Guedes, N. D., & E.M., L. (2007). Análise da eficiência de empresas de comércio eletrônico usando técnicas da análise envoltória de dados. *XXXIX SBPO – A pesquisa operacional e o Desenvolvimento Sustentável. Fortaleza - CE.* **48**
- [Hoff, 2006] Hoff, A. (2006). Second stage dea: comparison of approaches for modeling the dea score. *European Journal of Operational Research.* **39**
- [Jassé, 2019] Jassé, P. (2019). Gestão do risco de crédito bancário: Estudo empírico. . *Dissertação Mestrado no Instituto Superior de Gestão. Lisboa.* **22, 24**
- [Kanchu & Kumar, 2013] Kanchu, T. & Kumar, M. (2013). Risk management in banking sector – an empirical study. *International Journal of Marketing, Financial Services and Management Research.* **24, 25**
- [Kassai, 2002] Kassai, S. (2002). Utilização da análise por envoltória de dados (dea) na análise das demonstrações contábeis. *Tese de Doutorado da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo.* **28**

- [Khaksar & Malakoutian, 2020] Khaksar, M. & Malakoutian, M. (2020). Productivity evaluation for banking system in developing countries: Dea malmquist productivity index based on ccr, bcc, ccr-bcc (a case study). *ENG Transactions*. **35**, 53
- [Leite et al., 2021] Leite, L., Simões, J. C. F., Sousa, W. N., & Sousa, J. C. F. (2021). Avaliação de eficiência do serviço de internet móvel no brasil, utilizando análise envoltória de dados. *Revista Gestão Tecnologia, Pedro Leopoldo*, v. 21, n.1, p. 160-187. **26**, **27**, **39**, **47**, **51**
- [Lins et al., 2007] Lins, M. E., Lobo, M. S. C., Silva, A. C. M., Fiszman, R., & Ribeiro, V. d. P. (2007). O uso da análise envoltória de dados (dea) para avaliação de hospitais universitários brasileiros. *Ciência e saúde coletiva vol.12 no.4 Rio de Janeiro*. **26**
- [Machado, 2011] Machado, E. R. L. (2011). Avaliação de duas ferramentas utilizadas na gestão do risco patrimonial em instituições financeiras. *Trabalho de Conclusão de Curso de Especialização em Gestão de Negócios Financeiros da Universidade Federal do RS*. **1**
- [Maragno & Borba, 2014] Maragno, L. & Borba, J. (2014). Estimando possíveis custos de segurança no sistema bancário brasileiro. *XI Congresso Brasileiro de Custos – Natal*. **2**
- [Margaritis et al., 2010] Margaritis, D., Psillaki, M., & Tsola, I. (2010). Evaluation of credit risk based on firm performance. *European Journal of Operational Research 201 (2010) 873–881*. **13**, **17**
- [Mariano et al., 2011] Mariano, A. M., Cruz, R. G., & Gaitán, J. A. (2011). Meta análises como instrumento de pesquisa: Uma revisão sistemática da bibliografia aplicada ao estudo das alianças estratégicas internacionais. *Gestão Estratégica: Inovação Colaborativa e Competitividade de 19 a 23 de setembro de 2011. Congresso Internacional de Administração*. **9**, **14**, **42**
- [Mariano & Santos, 2017] Mariano, A. M. & Santos, M. R. (2017). Revisão da literatura: Apresentação de uma abordagem integradora. *XXVI Congreso Internacional AEDEM / 2017 AEDEM International Conference - Economy, Business and Uncertainty: ideas for a European and Mediterranean industrial policy? Reggio Calabria (Italia)*. **8**, **9**
- [Mariano et al., 2009] Mariano, E. B., Almeida, M. R., & Rebelatto, D. A. (2009). Peculiaridades da análise por envoltória de dados. *XII Simpósio de Engenharia de Produção*. **27**, **29**, **30**, **32**, **33**, **34**, **35**, **53**
- [Melonio & Lucas, 2019] Melonio, A. M. & Lucas, V. (2019). Análise da eficiência das ifes no uso de recursos financeiros: Uma aplicação dea em dois estágios. *Revista de Ciências da Administração*, v.21, n. 55, p.86-100. **39**
- [Meza et al., 2006] Meza, L., Mello, J., & Clímaco, J. C. N. (2006). Estudos conjuntos de análise envoltória de dados (dea) e programação linear multiobjectivo (plmo): Uma revisão bibliográfica. *Relatórios de Pesquisa em engenharia de Produção*, v. 6, n. 5. *Universidade Federal Fluminense*. **35**

- [Missio & Jacobi, 2007] Missio, F. & Jacobi, L. F. (2007). Variáveis dummy: especificações de modelos com parâmetros variáveis. *Ciência e Natura Journal*, V. 29, N. 1, 2007. Universidade Federal de Santa Maria, RS. 40
- [Moreira et al., 2011] Moreira, N., Cunha, N., Ferreira, M., & Silveira, S. (2011). Fatores determinantes da eficiência dos programas de pós-graduação acadêmicos em administração, contabilidade e turismo. *Avaliação, Campinas; Sorocaba, SP*, v.16, n.1, p. 201-230. 39
- [Neto et al., 2021] Neto, C. V., Souza, A., Venturini, L., & Caraffini, J. P. (2021). Eficiência operacional dos principais bancos públicos do Brasil. *Brazilian Journal of Quantitative Methods Applied to Accounting*. 38
- [nº 135, 2010] nº 135, P. (2010). Projeto de lei do Senado Federal nº 135 do ano de 2010. dispõe sobre o estatuto de segurança privada. 2
- [Peleias et al., 2007] Peleias, I. R., S., A. J. M., Guimarães, I. C., Machado, L. S., & Segreti, J. B. (2007). Demonstrações contábeis de bancos brasileiros: Análise da evidência oferecida à luz do gerenciamento de riscos. 21
- [Pereira, 2019] Pereira, A. M. (2019). Metodologias de quantificação de risco de crédito. *Dissertação de Doutorado apresentada à Universidade Portucalense. Porto*. 23
- [Pereira, 2006] Pereira, J. (2006). Gestão do risco operacional: Uma avaliação do novo acordo de capitais – basileia II. *Revista Contemporânea de Contabilidade*. 25, 26
- [Peña, 2008] Peña, C. R. (2008). Um modelo de avaliação da eficiência da administração pública através do método DEA. *Revista de Administração Contemporânea, Curitiba, Paraná*, v. 12, n. 1, p. 83-106. 27
- [Pimentel & Casa Nova, 2005] Pimentel, R. C. & Casa Nova, S. P. (2005). Modelo integrado de avaliação da rentabilidade e liquidez: estudo da aplicação da Data Envelopment Analysis (DEA) a empresas brasileiras. *IX Congresso Internacional de Custos, Florianópolis*. 38
- [Pires, 2012] Pires, C. I. (2012). Modelo de avaliação de risco no setor bancário português. *Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Contabilidade e Finanças. Instituto Politécnico do Porto*. 20, 21
- [Périco & Rebelatto, 2008] Périco, A. E. & Rebelatto, Daisy A.N. and Santana, N. B. (2008). Eficiência bancária: os maiores bancos são os mais eficientes? uma análise por envoltória de dados. *Gestão e Produção. São Carlos*, v.15, n.2, p. 421-431. 26, 27, 28, 29, 30, 51
- [Rios, 2005] Rios, L. R. (2005). Medindo a eficiência relativa das operações dos terminais de contêineres do Mercosul. *Dissertação (Mestrado em Administração), Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre*. 40
- [Scholar, 2022] Scholar, G. (2022). 8

- [Scopus, 2022] Scopus (2022). 8
- [Soares Mello et al., 2004] Soares Mello, J., L., G. E. B. N., & M.P.E., L. (2004). Suavização da fronteira dea: o caso bcc tridimensional. *Associação Portuguesa de Investigação Operacional*. 32
- [Souza, 2006] Souza, J. C. F. (2006). Eficiência bancária: Uma abordagem não paramétrica aplicada ao banco do brasil. *Tese de Doutorado apresentada em 15.12.2006 ao Departamento de Economia da Universidade de Brasília*. 39
- [Souza et al., 2020] Souza, J. C. F., Selva, C., Gomes, A. T., Costa, J., & Souza, J. (2020). A eficiência das varas cíveis do distrito federal: aplicação da análise de cluster e análise envoltória de dados. *Brazilian Journal of Development, Curitiba, v. 6, n.12, p.102498-102517*. 28
- [Souza & Sousa, 2014] Souza, J. C. F. & Sousa, M. C. S. (2014). Escores robustos de eficiência e seus determinantes: O caso das agências do banco do brasil. *Pesquisa e Planejamento Econômico, v.44, n.1*. 37
- [Souza et al., 2015] Souza, P. C., Scatena, J., & Kehrig, R. T. (2015). Aplicação da análise envoltória de dados para avaliar a eficiência de hospitais do sus em mato grosso. 39, 49
- [Sun & Chang, 2011] Sun, L. & Chang, T. (2011). A comprehensive analysis of the effects of risk measures on bank efficiency: evidence from emerging asian countries. *J. Bank. Finance 35(7), 1727–1735 (2011)*. 17
- [TagCrowd, ] TagCrowd. 14
- [Vilela et al., 2007] Vilela, D. L., NAGANO, M. S., & MERLO, E. (2007). Aplicação da análise envoltória de dados em cooperativas de crédito rural. *RAC, 2a. Edição Especial*. 27, 38
- [VOSviewer, ] VOSviewer. Vosviewer, versão 1.6.17. 15
- [Wang et al., 2014] Wang, K. H., Wu, W., Liu, J., & Ying-Nan (2014). Efficiency measures of the chinese commercial banking system using an additive two-stage dea. *Journal Elsevier*. 13, 37
- [WoS, 2022] WoS, W. o. S. (2022). 8
- [Zupanović, 2014] Zupanović, I. (2014). Sustainable risk management in the banking sector. *Journal of Central Banking Theory and Practice, 81-100*. 24