

**UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE – UFF**  
**ESCOLA DE ENGENHARIA**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**  
**GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DA GESTÃO DA  
PANDEMIA DE COVID-19 NAS CAPITAIS  
DO BRASIL POR MEIO DE ANÁLISE  
ENVOLTÓRIA DE DADOS**

Autora: Gabriela Fangueiro Bicho de Oliveira  
Orientadora: Lídia Angulo Meza

NITERÓI  
Fevereiro/2022



GABRIELA FANGUEIRO BICHO DE OLIVEIRA

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DA GESTÃO DA PANDEMIA DE COVID-19 NAS  
CAPITAIS DO BRASIL POR MEIO DE ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

Projeto Final a ser apresentado ao curso de  
Graduação em Engenharia de Produção como  
requisito parcial para obtenção do Grau de  
Bacharel em Engenharia de Produção

Orientadora: Prof. Lidia Angulo Meza, D.Sc.

Niterói – RJ  
2022

Ficha catalográfica automática - SDC/BEE  
Gerada com informações fornecidas pelo autor

D278a De oliveira, Gabriela Fangueiro Bicho  
ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DA GESTÃO DA PANDEMIA DE COVID-19 NAS  
CAPITAIS DO BRASIL POR MEIO DE ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS /  
Gabriela Fangueiro Bicho De oliveira ; Lidia Angulo Meza,  
orientadora. Niterói, 2022.  
73 f.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia  
de Produção)-Universidade Federal Fluminense, Escola de  
Engenharia, Niterói, 2022.

1. Análise Envoltória de Dados (DEA). 2. COVID-19. 3.  
Pandemia. 4. Eficiência. 5. Produção intelectual. I. Meza,  
Lidia Angulo, orientadora. II. Universidade Federal  
Fluminense. Escola de Engenharia. III. Título.

CDD -

GABRIELA FANGUEIRO BICHO DE OLIVEIRA

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DA GESTÃO DA PANDEMIA DE COVID-19 NAS  
CAPITAIS DO BRASIL POR MEIO DE ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

Projeto Final a ser apresentado ao curso de  
Graduação em Engenharia de Produção como  
requisito parcial para obtenção do Grau de  
Bacharel em Engenharia de Produção

**BANCA EXAMINADORA**



Assinado de forma digital por LIDIA ANGULO  
MEZA  
lidiaangulomeza@id.uff.br:05363175770  
Dados: 2022.02.09 15:37:39 -03'00'

---

Prof. Lidia Angulo Meza, D.Sc. – Orientadora  
Universidade Federal Fluminense



---

Prof. Marcos Costa Roboredo, D.Sc.  
Universidade Federal Fluminense

SUZANA DANTAS HECKSHER Assinado de forma digital por SUZANA  
DANTAS HECKSHER  
suzanahecksher@id.uff.br:01363674706  
363674706 Dados: 2022.02.09 14:24:17 -03'00'

---

Prof. Suzana Dantas Hecksher, D.Sc.  
Universidade Federal Fluminense

Niterói – RJ  
2022

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente gostaria de agradecer a Deus por ter me dado forças para chegar até aqui, renovando minha fé a cada dia. Sem Ele eu nada seria. Gostaria de agradecer também a minha mãe, Sanny Fangueiro, por ter me apoiado durante todos esses anos, sendo minha maior fortaleza nos momentos difíceis. Ao meu pai, Fabio Oliveira, obrigada por ser minha referência e por acreditar tanto em mim. Sou sua maior fã.

À toda minha família, especialmente minha vó Rita, meu avô Adir e meu avô Joaquim, que contribuíram grandemente para a minha formação. Além disso, agradeço muito a minha amada vó Rosa, que mesmo não estando mais aqui, continua sendo minha inspiração e será pra sempre minha maior saudade.

Ao Matheus Anuda, meu colega de turma, que se tornou meu grande parceiro de vida, meu muito obrigada. Não consigo nem imaginar como esses anos teriam sido sem a sua companhia e parceria. Obrigada por ter tornado tudo mais leve e alegre.

Ao meu amigo de todas as horas, Isaac Souza, que me acompanha desde a escola e é peça fundamental nessa conquista. Às minhas amigas de infância, Beatriz Almeida e Mylenna Ferreira, que me acompanham desde o ensino fundamental, muito obrigada pela irmandade. Obrigada também por terem me apresentado ao Eduardo Saldumbides, que se tornou um grande parceiro. Aproveito para agradecer à Beatriz Ferreira, Bruna Caldas, Bruna Villela, Carolina Araujo, Juliana Porciúncula, Mariana Guedes e Thaynara Azevedo, minhas grandes amigas. Obrigada por estarem comigo todos esses anos

Aos meus parceiros de curso, que tanto me fizeram sorrir, tornando tudo mais fácil, em especial ao meu grupo favorito: Estela Perez, Felipe Borges, Gustavo Saboia, Ingrid Fernandes, Leticia Ninho e Maryele Benites. Além deles, não poderia deixar de citar a importância da Beatriz Leal, Bruno Peixoto e Felipe Weiner nessa caminhada. Irei guardar nossos momentos para sempre.

À minha orientadora, Lidia Angulo Meza, por todo o auxílio e disponibilidade desde o primeiro dia. Sem a sua ajuda, esse trabalho, com certeza, não teria sido possível. Por fim, um agradecimento especial à Universidade Federal Fluminense e a todos os professores e funcionários. Me senti em casa desde o primeiro dia e não poderia ter optado por uma universidade melhor. Obrigada por resistirem e por continuarem lutando por uma educação igualitária e justa. Espero retornar à Universidade futuramente e conseguir retribuir o conhecimento que adquiri durante esses anos.

## RESUMO

A pandemia de COVID-19 paralisou todo o mundo em março de 2020 e desde então, vem modificando a forma de viver de todos os seres-humanos ao redor do mundo. Nesse sentido, todos os governantes receberam a missão de minimizar os estragos causados pelo vírus, gerindo os recursos e alocando-os da maneira mais eficiente possível. Neste trabalho, é realizada uma Análise de Eficiência da Gestão das Capitais do Brasil, por meio da utilização de um modelo de Análise Envoltória de Dados (DEA). O objetivo do estudo foi entender qual capital foi mais eficiente na gestão da pandemia, levando-se em conta os recursos que cada uma tinha disponível, bem como sua população. Dessa forma, para o estudo, foram considerados como *inputs* o número de habitantes que cada capital possui, o número de profissionais que trabalham no Sistema Único de Saúde (SUS), o número de leitos disponíveis para internação no Sistema Único de Saúde (SUS), e o recurso financeiro recebido para o combate à pandemia da COVID-19. Como *outputs*, foram considerados o número de pessoas que foram internadas por complicações relacionadas ao vírus em questão e foram curadas, e o número de óbitos que a capital registrou por conta da doença. Os dados utilizados são referentes ao período de março a dezembro de 2020. Para a determinação das eficiências foi utilizado, inicialmente, o modelo BCC, em sua orientação a *outputs*. Após a análise dos dados obtidos com o modelo BCC, foi realizada uma análise utilizando o modelo CCR e por fim, este foi o modelo escolhido. Foi determinado também o conjunto de referência e os alvos para todas as capitais ineficientes, além de um ranqueamento das unidades de acordo com as suas eficiências compostas normalizadas. Os resultados foram interpretados e analisados, e foram destacadas as práticas de São Paulo, Teresina e Curitiba, DMUs mais bem colocadas no ranqueamento. Por fim, foi feita uma análise para entender se existe relação entre o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) e as eficiências encontradas. Assim, o uso da Análise Envoltória de Dados traz contribuições importantes pois possibilita a avaliação da gestão das capitais na pandemia do COVID-19, considerando os recursos disponíveis e os resultados atingidos.

**Palavras-chave:** Análise Envoltória de Dados (DEA); COVID-19; Pandemia; Eficiência.

## ABSTRACT

The COVID-19 pandemic paralyzed the entire world in March 2020 and since then has been changing the way of life of all human beings around the world. In this context, all government leaders have the mission of minimizing the damage caused by the virus, managing resources, and allocating them in an efficient way. In this study, an Efficiency Analysis of the Management of Capitals in Brazil is done using a Data Envelopment Analysis (DEA) model. The objective of the study was to understand which capital was more efficient in managing the pandemic, considering the resources and the population that each one had available. So, for the study, the inputs considered were the number of inhabitants each capital has, the number of professionals working in the Unified Health System, the number of beds available for hospitalization in the Unified Health System, and the financial resources received for fighting the pandemic from COVID-19. The outputs considered were the number of people who were hospitalized for complications related to the virus and were cured, and the number of deaths that the capital recorded because of this disease. To determine the efficiencies, the output-oriented DEA-BCC model was used initially. After analyzing the data obtained with the BCC model, an analysis was performed using the DEA-CCR model, and finally, this was the model chosen. The reference set and targets for all inefficient capital were also determined, and units were ranked according to their normalized composite efficiencies. The results were interpreted and analyzed, and the practices of the best ranked DMUs, São Paulo, Teresina, and Curitiba, were highlighted. Finally, the use of DEA brings important contributions as it allows to evaluate the management of capitals in the COVID-19 pandemic, considering the available resources and the results achieved.

**Key words:** Data Envelopment Analysis; COVID-19; *Benchmark*; Pandemic; Efficiency.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Fronteira de Eficiência Teórica e seu Conjunto Viável de Produção .....	16
Figura 2 - <i>Benchmarks</i> e Conjuntos de Referência .....	17
Figura 3 - Fronteira de Eficiência CCR.....	22
Figura 4 - Fronteira de Eficiência BCC Comparada ao CCR.....	25
Figura 5 - Fronteira de Eficiência BCC.....	26
Figura 6 - Fronteiras DEA BCC Clássica e invertida.....	28
Figura 7 - Mapa das Regiões e Estados com suas capitais.....	40
Figura 8 – Gráfico Comparativo Capitais X Número de Curados .....	50
Figura 9 – Gráfico Evolução Número de Leitos de UTI X Meses .....	54
Figura 10 - Mapa IDHM Brasil .....	59
Figura 11 - Gráfico de Dispersão IDHM X Eficiência Padrão.....	61
Figura 12 - Gráfico de Dispersão IDHM X Eficiência Padrão dividido em quadrantes .....	62



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1- <i>Inputs</i> e <i>Outputs</i> utilizados para o estudo.....	36
Tabela 2 - Dados das capitais 2020 .....	38
Tabela 3 - Eficiências encontradas para as DMUs no modelo BCC .....	41
Tabela 4 - Eficiências encontradas para as DMUs no modelo CCR .....	44
Tabela 5 - <i>Benchmarks</i> encontrados para as DMUs no modelo CCR.....	46
Tabela 6 - Alvos para as DMUs ineficientes .....	49
Tabela 7 - Ordenação das DMUs de acordo com a Eficiência Composta Normalizada .....	51
Tabela 8 - IDHM das Capitais.....	60

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO.....</b>	<b>10</b>
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>13</b>
2.1 EFICÁCIA, PRODUTIVIDADE E EFICIÊNCIA.....	13
2.2 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS.....	14
2.2.1 MODELOS CLÁSSICOS EM DEA .....	17
2.2.1.1 MODELO CCR .....	17
2.2.1.2 MODELO BCC .....	22
2.2.2 TRATAMENTO DE <i>OUTPUTS</i> INDESEJÁVEIS .....	26
2.2.3 FRONTEIRA INVERTIDA .....	27
<b>3. ESTUDO DE CASO .....</b>	<b>30</b>
3.1 CONTEXTO DA SITUAÇÃO.....	30
3.2 APLICAÇÕES DE DEA NA ÁREA DA SAÚDE.....	32
3.3 MODELAGEM DO ESTUDO.....	34
<b>4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>39</b>
4.1 ANÁLISE DOS <i>BENCHMARKS</i> .....	45
4.2 ANÁLISE DOS ALVOS .....	48
4.3 ANÁLISE ATRAVÉS DA EFICIÊNCIA COMPOSTA NORMALIZADA .....	50
4.4 PRÁTICAS GERENCIAIS DE SÃO PAULO, TERESINA E CURITIBA .....	52
4.4.1 SÃO PAULO .....	52
4.4.2 TERESINA .....	55
4.4.3 CURITIBA.....	56
4.5 ANÁLISE COMPARATIVA COM O ÍNDICE DE DESENVOLVIMENTO HUMANO .....	57
<b>5. CONCLUSÃO.....</b>	<b>64</b>

## 1. INTRODUÇÃO

No final de 2019, na Cidade de Wuhan, na China, surgiram os primeiros relatos de um vírus, que posteriormente foi identificado como SARS-COV-2. Poucos meses depois, a Organização Mundial da Saúde (OMS) declarou que o surto do novo coronavírus constituía uma Emergência de Saúde Pública de Importância Internacional. Em pouco tempo, o vírus se espalhou e em fevereiro de 2020 era confirmado o primeiro caso no Brasil.

Segundo Candido *et al.* (2020), o primeiro caso no Brasil foi de um paciente homem que esteve na Itália, país que foi um dos primeiros epicentros da doença. Embora tenha ganhado o título de paciente número 0, a disseminação da doença não foi causada por esse indivíduo pois, no mesmo período, mais de uma centena de introduções do novo coronavírus ocorriam no país, informação confirmada pelo estudo desenvolvido.

A pandemia da COVID-19 modificou o mundo de diversas maneiras e gerou consequências negativas que ficarão marcadas na humanidade por muitos anos. Segundo Rivera-Izquierdo *et al.* (2020), os efeitos gerados não se restringiram à saúde e influenciaram também a esfera econômica da sociedade, a partir de políticas de isolamento social para combater o vírus. Dessa forma, pode-se dizer que quase todos os países afetados adotaram, em maior ou menor nível, medidas como o isolamento ou a quarentena de seus habitantes para tentar diminuir a velocidade de disseminação do vírus e não colapsar os sistemas de saúde.

Para minimizar o impacto gerado pelo vírus, houve a mobilização de todas as esferas governamentais do país, que deveriam tomar as decisões corretas para orientar e informar a população em relação à situação enfrentada, bem como definir quais iniciativas seriam tomadas para combater o vírus. Além disso, os governantes também deveriam gerir os recursos recebidos para combater a pandemia da maneira mais eficiente possível.

Segundo Brasil (2016), o artigo 23 da Constituição da República Federativa do Brasil expressa que cuidar da saúde e assistência pública é competência comum da União, dos Estados, do Distrito Federal e dos Municípios, compartilhada pelos três entes. Entretanto, na prática, como a execução é bastante concentrada nos estados e municípios — são eles que prestam os serviços de saúde fato na maioria dos casos -, a União acaba sendo um importante financiador, por meio dos repasses de recursos a esses entes.

Nesse sentido, segundo a Rádio Senado (2020), em abril de 2020, o Supremo Tribunal Federal (STF) reconheceu a competência de estados e municípios em ações para combater a pandemia, com governadores e prefeitos estando livres para estabelecer medidas como o isolamento social e o fechamento do comércio.

Segundo Aquino (2020), apesar de não haver protocolos claros para lidar com o problema, estratégias foram elaboradas pelos estados e municípios com base na experiência de países asiáticos e europeus, reforçando a importância do distanciamento social com o intuito de atenuar possível crise na saúde pública. Além disso, também é papel dos governantes gerenciar os recursos existentes e realizar os investimentos necessários em saúde para que seja possível atenuar as consequências negativas geradas pelo vírus.

Sendo assim, faz-se necessário entender quais capitais do Brasil foram eficientes nas ações que tomaram para combater a pandemia e gerenciar os recursos disponibilizados. Nesse contexto, técnicas de análise de dados são cada vez mais utilizadas para a avaliação da eficiência de alocação de recursos. Diversas áreas de conhecimento, como a Pesquisa Operacional e a Economia têm se voltado para estudos desse tipo, que buscam definir como os recursos devem ser distribuídos entre um conjunto de unidades em análise, segundo um ou mais critérios.

Para a pesquisa em questão, serão utilizados os modelos de Análise Envoltória de Dados, conhecidos como modelos DEA (Data Envelopment Analysis). A escolha por essa técnica se deu pela ampla variedade de resultados obtidos, como a eficiência de cada unidade, seus alvos produtivos e as capitais que são referência. O estudo irá analisar as 26 capitais do país e o Distrito Federal, utilizando como *inputs* a população, o número de leitos existentes no SUS, o número de profissionais do SUS e os recursos financeiros disponibilizados para o combate à pandemia. Já como *outputs*, serão utilizados os números de recuperados de internação decorrentes de complicações da COVID-19 o número de óbitos em decorrência da doença, sendo este último um *output* indesejável.

O objetivo principal do estudo é avaliar a eficiência das capitais do país na gestão da pandemia de COVID-19. Para isso, será determinada a eficiência de cada capital, serão identificados os *benchmarks* e os alvos para as capitais ineficientes, e será feito um ranking das DMUs de acordo com suas eficiências. Além disso, as melhores práticas adotadas pelas capitais mais bem colocadas no ranking, serão descritas para que as mesmas possam ser replicadas pelas DMUs ineficientes que as tiverem como *benchmark*. Por fim, será feita uma análise para buscar entender se há algum tipo de relação entre o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) e as eficiências obtidas.

O presente estudo está dividido em 6 capítulos. O primeiro deles é a Introdução, capítulo atual, que além de abordar o tema do estudo, também detalha os objetivos iniciais e as motivações existentes. Ademais, também há o detalhamento da estrutura do trabalho, mostrando o tema de cada capítulo acompanhado de uma breve descrição do que será tratado no mesmo.

O capítulo 2 apresenta o Referencial Teórico necessário para a compreensão do estudo. Dessa forma, há a explicação dos conceitos de eficiência, eficácia e produtividade. São apresentadas também as características do enfoque DEA, bem como seus modelos clássicos, CCR e BCC, e adaptações necessárias para a realização do estudo.

O capítulo 3 apresenta o Estudo de Caso. Primeiramente, é abordada a situação problema existente, além disso, também são mostradas quais variáveis serão utilizadas e quais os métodos serão necessários. Já o capítulo 4 apresenta os resultados encontrados através da utilização do método anteriormente apresentado, bem como a análise desses resultados comparando com as expectativas existentes e com o objetivo da pesquisa.

O capítulo 5 apresenta as Conclusões encontradas com o presente trabalho, além de trazer um resumo do que foi realizado, mostrando as informações e resultados mais relevantes. Além disso, também é analisado se o objetivo traçado na Introdução foi alcançado e se é possível a realização de mais estudos para complementar o trabalho atual. Por fim, o capítulo 6 mostra as referências utilizadas.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

O presente capítulo abordará os modelos de Análise Envoltória de Dados, também chamada de Data Envelopment Analysis (DEA), abordagem que será utilizada no estudo de caso. Para facilitar a compreensão, o referencial teórico será dividido em duas partes. Primeiramente, serão introduzidos os conceitos de Eficácia, Produtividade e Eficiência por serem conceitos similares e por isso, poderem ser facilmente confundidos e o entendimento profundo sobre esses conceitos é fundamental para a compreensão do método. Em seguida, o modelo DEA será apresentado de fato, juntamente com os seus dois modelos clássicos.

### 2.1 EFICÁCIA, PRODUTIVIDADE E EFICIÊNCIA

A eficácia está relacionada somente ao que é produzido, não levando em conta os recursos usados para a produção, podendo-se afirmar que eficácia é a capacidade da unidade atingir a produção que tinha como meta inicial, independentemente de quais recursos foram utilizados para o alcance da meta. (SOARES DE MELLO *et al.*, 2005).

Para compreender o conceito de produtividade, é importante entender quando esse conceito começou a ser utilizado e nesse contexto, Frederick Taylor, considerado pai da Administração Científica, possui papel fundamental, pois, segundo Brand (2012), a abordagem científica de Taylor tem como objetivo último estudar os meios para aumentar a produtividade. O conceito de produtividade estaria então, relacionado com a constante busca de melhorar os métodos e processos produtivos, baseando-se na divisão do que foi produzido e o que foi gasto para produzir. Dessa forma, é possível observar abaixo a fórmula utilizada para o cálculo da produtividade.

$$Produtividade = \frac{Saídas}{Entradas} \quad (1)$$

Por fim, o conceito de eficiência propagado na sociedade está relacionado com a capacidade de realizar tarefas com o mínimo de desperdício e esse entendimento se assemelha com as definições encontradas na literatura relacionada à Análise Envoltória de Dados. Nesse sentido, a eficiência pode ser representada como a capacidade de evitar o desperdício dos recursos e do tempo para se produzir algum resultado específico (FUCHIGAMI, 2018).

Entretanto, segundo Soares de Mello *et al.* (2005), a eficiência é um conceito relativo, porque apesar de comparar o que foi produzido com os recursos disponíveis, com o que poderia ter sido produzido com esses mesmos recursos, há diferentes formas de avaliar essas quantidades mencionadas. Em relação ao método utilizado na Análise Envoltória de Dados, não há uma suposição do quanto deveria ter sido produzido, há uma análise das unidades observadas que foram mais produtivas e a partir disso, é encontrada a quantidade máxima de produção.

Nesse sentido, o cálculo da eficiência é feito ao calcular a produtividade de todas as unidades analisadas, conforme foi mostrado na equação (1). Após isso, deve-se identificar a maior delas para ser usada como parâmetro na equação (2), para o cálculo da eficiência de uma unidade  $k$ .

$$Eficiência_k = \frac{Produtividade_k}{Maior Produtividade} \quad (2)$$

## 2.2 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

A Análise Envoltória de Dados, também chamada de *Data Envelopment Analysis* (DEA), é uma abordagem baseada em programação matemática linear, que tem como objetivo avaliar e determinar a eficiência das *Decision Making Units* (DMUs), chamadas de unidades tomadoras de decisão. A avaliação das eficiências das DMUs é realizada através da comparação de todas as DMUs analisadas, que precisam realizar tarefas similares, possuindo os mesmos recursos (*inputs*) para produzir os mesmos produtos (*outputs*), variando apenas as quantidades. (CHARNES *et al.*, 1978). As DMUs podem ser um departamento, firma, divisão ou unidade administrativa, cuja eficiência está sendo avaliada.

A Análise Envoltória de Dados teve sua origem em um estudo realizado por Farrell (1957), que introduziu a classificação das DMUs de acordo com suas eficiências, que eram calculadas a partir de um *input* e um *output*. 21 anos depois, Charnes *et al.* (1978) propuseram um modelo matemático para determinar a eficiência de DMUs que tivessem mais de um *input* e *output*, técnica que ficou conhecida como Análise Envoltória de Dados.

Como dito anteriormente, a eficiência técnica de uma DMU é calculada baseada no conceito de produtividade e a eficiência relativa é definida como o quociente de sua produtividade pelo valor da maior produtividade encontrada entre as DMUs analisadas. Importante ressaltar que a eficiência na Análise Envoltória de Dados é um conceito relativo

pois a eficiência de 100% é atingida quando a comparação com outras DMUs indica que não há evidência de ineficiência no uso de qualquer *input* ou *output*.

A equação (3) mostra como é calculada a eficiência de uma DMU  $k$  qualquer, no qual a variável  $x$  representa os valores dos *inputs*, a variável  $y$  representa os valores dos *outputs*,  $v$  representa o peso associado aos *inputs* e  $u$  representa o peso associado aos *outputs*. Dessa forma, segundo Charnes *et al.* (1978), a eficiência é a razão da soma ponderada dos *outputs* ( $\sum_j u_j y_{jk}$ ) pela soma ponderada dos *inputs* ( $\sum_i v_i x_{ik}$ ).

$$Eficiência_{DMU_k} = \frac{\sum_j u_j y_{jk}}{\sum_i v_i x_{ik}} \quad (3)$$

Segundo Barbosa e Fuchigami (2018), DEA possui uma grande vantagem por possibilitar o cálculo do peso que cada variável exerce sobre o resultado, utilizando uma técnica de programação linear e assim, estimando os pesos que vão maximizar as eficiências das DMUs analisadas. Por não impor valores pré-determinados aos pesos, cada DMU terá como conjunto de pesos ao que mais favorecer, gerando assim, a maior eficiência possível. Dessa forma, DEA permite que as DMUs não sejam tratadas injustamente por uma distribuição irreal dos pesos.

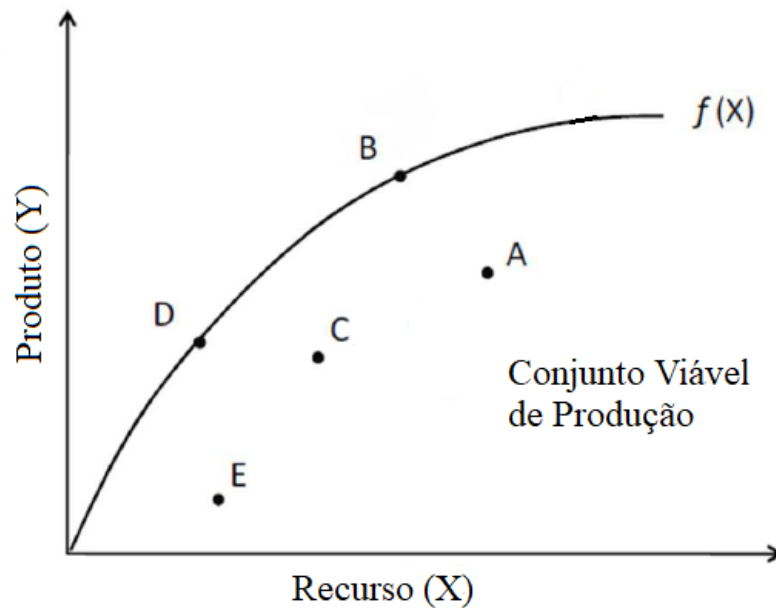
Segundo Santos (2010), essa flexibilidade faz com que DEA seja considerada uma técnica benevolente, uma vez que permite que pesos elevados sejam associados aos melhores desempenhos da DMU e que alguns pesos sejam zerados quando as variáveis mostram-se ineficientes.

Segundo Soares de Mello *et al.* (2005), as DMUs que tiverem eficiência de 1 ou 100% irão compor a fronteira de eficiência, que indica o máximo que foi produzido para cada nível de recurso e a região abaixo da curva será chamada de Conjunto Viável de produção. As DMUs que ocuparem a fronteira serão consideradas eficientes e as DMUs que se encontram dentro da fronteira serão considerados ineficientes.

A figura (1), elaborada pela autora, mostra um gráfico que contém um exemplo de fronteira teórica de eficiência, essa fronteira não é a definida pelos modelos de DEA, mas se mostra útil para a compreensão dos conceitos anteriormente apresentados. Nesse sentido, o gráfico apresentado mostra um caso com 5 DMUs, 1 *input* e um 1 *output*. Pode-se observar que as DMUs B e D são eficientes, enquanto as DMUs A, C e E são ineficientes. O eixo  $x$  representa o recurso e o eixo  $y$  representa o produto.



Figura 1 - Fronteira de Eficiência Teórica e seu Conjunto Viável de Produção



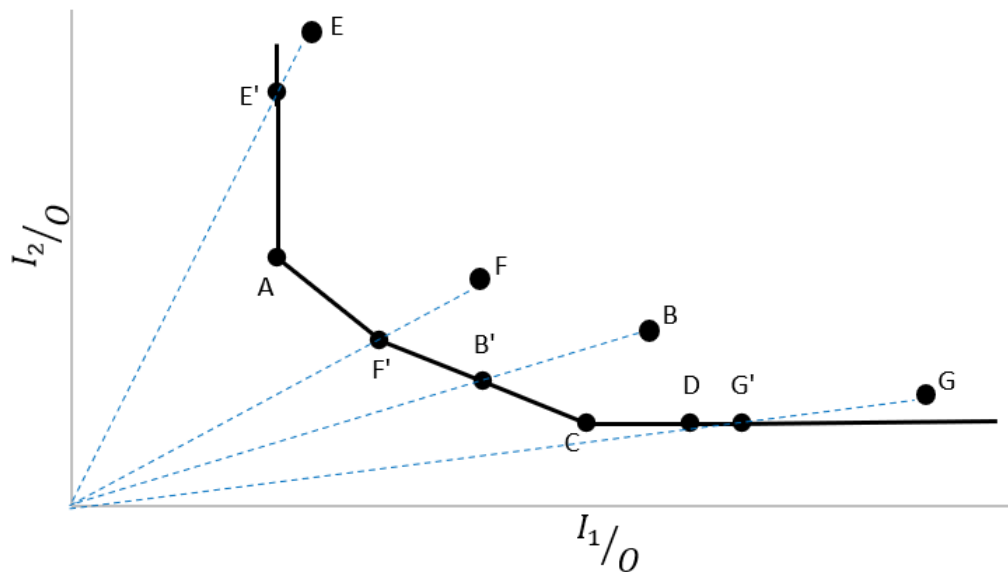
Fonte: Autor

Segundo Silveira *et al.* (2012), a Análise Envoltória de Dados permite, além do cálculo das eficiências, a identificação de qual conjunto de DMUs eficientes, que possuem modelos de desempenho similares, podem servir de *benchmark* para as DMUs ineficientes. Dessa forma, uma DMU eficiente pode ser considerada um *benchmark* para uma ou várias DMUs ineficientes, servindo de referência para as outras e uma DMU ineficiente pode ter mais de um *benchmark*, chamado de conjunto de referência.

Segundo Valerio (2013), a projeção das DMUs ineficientes na fronteira de eficiência é chamada de alvo e através dessa projeção, é possível identificar o quanto os *inputs* devem ser diminuídos e/ou *outputs* aumentados para que a DMU em questão se torne eficiente.

Como exemplo, na figura (2) abaixo, elaborada pela autora, é mostrado um caso com dois *inputs* e um *output*. É possível observar 7 unidades produtivas, sendo 3 eficientes (A, C e D) e 4 ineficientes (B, E, F e G). As projeções na fronteira de produção são identificadas como B', E', F' e G'.

Figura 2 - Benchmarks e Conjuntos de Referência



Fonte: Autor.

Além disso, nos modelos clássicos de DEA, é possível a utilização de duas orientações, a orientação a *inputs* e a orientação a *outputs*. Segundo Santos (2010), a orientação a *inputs* visa a redução do consumo dos recursos, de modo a minimizá-los mantendo a quantidade de produtos gerados fixa. Já a orientação a *outputs*, visa o aumento da produção dos *outputs*, de modo a maximizá-los mantendo fixa a quantidade de recursos utilizados. É necessário que o usuário escolha uma orientação antes de utilizar o modelo e essa escolha irá depender de quais são as intenções do usuário e de qual a situação envolvida.

### 2.2.1 MODELOS CLÁSSICOS EM DEA

Existem diversos modelos em DEA, com diversas funcionalidades e objetivos. Entretanto, dois modelos são mais utilizados e considerados clássicos, que são o modelo CCR e o modelo BCC. Esses modelos serão apresentados no presente trabalho.

#### 2.2.1.1 MODELO CCR

O modelo CCR possui esse nome por conta dos seus criadores Charnes, Cooper e Rhodes (1978), que criaram o primeiro modelo da metodologia DEA. Para a elaboração desse modelo, foi assumido que quaisquer variações nos *inputs* gerariam variações proporcionais nos

*outputs*, configurando-se assim, retornos constantes de escala. Os métodos que utilizam retornos constantes de escala são chamados de CRS (*Constant Returns to Scale*). Até alguns anos atrás era comum ver na literatura o modelo CCR sendo também chamado de modelo CRS, entretanto, atualmente existem diversos outros modelos que também utilizam a premissa de retornos constantes de escala e por conta disso, não se utiliza mais essa nomenclatura.

O modelo era originalmente de programação fracionária, e segundo Angulo Meza e Estellita Lins (2002), o problema consistia em achar os valores dos pesos que maximizem a soma ponderada dos *outputs* dividida pela soma ponderada dos *inputs*, sujeita a restrição de que esse quociente seja menor ou igual a 1, entretanto, esse problema tem infinitas soluções ótimas, sendo necessário fixar um valor constante para o denominador da função objetivo.

Charnes *et al.* (1978), foram responsáveis por linearizar o modelo, transformando-o em um problema de programação linear, forma tradicionalmente mais utilizada. Como falado anteriormente, DEA possui duas orientações, a orientação a *inputs* e a orientação a *outputs*. Para a orientação a *inputs*, a função objetivo é composta pela maximização da eficiência, e para a orientação a *outputs*, a função objetivo é composta pela minimização do inverso da eficiência. Importante ressaltar que, para o modelo CCR, a eficiência encontrada é a mesma independente da orientação encontrada.

O modelo CCR pode ser utilizado através de dois modelos, o modelo dos multiplicadores e o modelo do envelope. Para o modelo dos multiplicadores orientado a *inputs*, Charnes *et al.* (1978) fizeram a linearização mantendo na função objetivo apenas o numerador da equação (3) e o denominador foi transformado em uma nova restrição para o modelo igualado a 1. Já para o modelo dos multiplicadores orientado a *outputs*, Charnes *et al.* (1978) fizeram a linearização utilizando o *input* virtual como função objetivo e foi incluído o *output* virtual igualado a 1 como restrição. Os modelos (4) e (5) representam, respectivamente, a formulação do modelo dos multiplicadores na orientação a *inputs* e na orientação a *outputs*.

$$\text{Max } h_o = \sum_{j=1}^s u_j y_{jo}$$

Sujeito a

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1 \tag{4}$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} \leq 0, \forall k$$

$$u_j \geq 0, v_i \geq 0, \forall i, j$$

$$\text{Min } \varphi_o = \sum_{i=1}^m v_i x_{io}$$

*Sujeito a*

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1 \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} \leq 0, \forall k$$

$$u_j \geq 0, v_i \geq 0, \forall i, j$$

Em (4) e (5),  $x_{ik}$  e  $y_{jk}$  representam os níveis de insumos e os níveis de produtos encontrados. Nas fórmulas apresentadas, a DMU  $o$  terá como *inputs*  $x_{io}$  e como *outputs*  $y_{jo}$ . Já  $v_i$  e  $u_j$  são as variáveis de decisão e, representam, respectivamente, o peso do *input*  $i$  e o peso do *output*  $j$ , que podem também ser chamados de multiplicadores. Os mesmos são obtidos de modo a maximizar a eficiência da DMU. A eficiência dessa DMU  $o$  é representada por  $h_o$ , enquanto  $\varphi_o$  representa o inverso da eficiência. No modelo dos multiplicadores, deseja-se maximizar os produtos obtidos até chegar na fronteira de eficiência definida pela combinação linear.

É possível também formular outro modelo de DEA, o modelo do Envelope, pois, como falado anteriormente, os modelos apresentados representam problemas de programação linear e utilizando o princípio da dualidade desses problemas, pode-se converter o modelo dos multiplicadores no modelo do envelope. Importante ressaltar que a interpretação da função objetivo se altera com esse modelo. Na orientação a *inputs*, deseja-se obter o menor *input* possível, se tornando um problema de minimização. Já na orientação a *outputs*, deseja-se aumentar os *outputs*, se tornando um problema de maximização.

Como o modelo é dual, os termos citados anteriormente como  $x_{io}$ ,  $y_{jo}$  e  $h_o$  também são válidos, mas  $h_o$  possui significado diferente pois no modelo do envelope, deseja-se minimizar o uso do recurso até chegar na fronteira de eficiência definida pela combinação linear. Além disso, há a inclusão da variável  $n$ , que representa o número total de DMUs e  $\lambda_k$ , que pode ser interpretado como a contribuição de cada DMU eficiente na construção do alvo das DMUs ineficientes. Nesse sentido, quando o  $\lambda_k$  possui um valor diferente de zero, isso indicará que a DMU  $k$  é *benchmark* da DMU  $o$ . Pode-se inferir também que só as DMUs eficientes terão valores de  $\lambda_k$  diferentes de zero, pois DMUs ineficientes não podem ser *benchmarks* de outras DMUs. Os modelos CCR do envelope para as orientações a *inputs* e a *outputs* são mostrados, respectivamente, em (6) e (7).

Min  $h_o$

Sujeito a

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} - h_o x_{io} \leq 0, \forall i \quad (6)$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} \geq y_{jo}, \forall j$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

Max  $\varphi_o$

Sujeito a

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} \leq x_{io}, \forall i \quad (7)$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} - \varphi_o y_{jo} \geq 0, \forall j$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

O modelo do envelope permite encontrar, além das eficiências, o conjunto de referência e os alvos da DMU ineficiente. Segundo Soares de Mello *et al.* (2005), as folgas são as quantidades extras a serem reduzidas nos insumos ou aumentadas nos produtos para que o produtor atinja o conjunto de eficiência. Dessa forma, DMUs que sejam fracamente eficientes se tornam eficientes ao reduzirem suas folgas. As folgas para recursos são representadas pela variável  $S_i^-$ , enquanto as folgas para produtos são representadas por  $S_j^+$ . Essas folgas são utilizadas para o cálculo dos alvos da DMU  $o$ , sendo  $\hat{x}_{io}$ , o alvo do *input* e  $\hat{y}_{jo}$  o alvo do *output*. Abaixo, pode-se observar a fórmula (8) na orientação a *inputs* e a fórmula (9) na orientação a *outputs*.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{io} &= h_o x_{io} - S_i^- \\ \hat{y}_{jo} &= y_{jo} + S_j^+ \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}_{io} &= x_{io} - S_i^- \\ \hat{y}_{jo} &= \varphi_o y_{jo} + S_j^+ \end{aligned} \quad (9)$$

Pode-se observar que a determinação dos alvos é obtida a partir das restrições do modelo do envelope e por conta disso, é possível encontrar os alvos utilizando os dois lados das inequações. Assim, as restrições do modelo do envelope para a orientação a *inputs* (6), são:

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} \leq h_o x_{io} \quad (10)$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k y_{ik} \geq y_{jo} \quad (11)$$

Para transformar as inequações em equações, são incluídas as variáveis de folga, obtendo as equações (12) e (13):

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} = h_o x_{io} - S_i^- \quad (12)$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k y_{ik} = y_{jo} + S_j^+ \quad (13)$$

O mesmo processo pode ser feito para a orientação a *outputs*. Assim, as restrições do modelo do envelope para a orientação a *outputs* (7), são:

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} \leq x_{io} \quad (14)$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} \geq \varphi_o y_{jo} \quad (15)$$

Para transformar as inequações em equações, são incluídas as variáveis de folga, obtendo as equações (16) e (17):

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} = x_{io} - S_i^- \quad (16)$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} = \varphi_o y_{jo} + S_j^+ \quad (17)$$

Dessa forma, além das fórmulas (8) e (9), mostradas anteriormente, também é possível encontrar os alvos através das fórmulas (18) e (19), mostradas abaixo, que mostram mais claramente que os alvos são obtidos através da combinação linear dos *benchmarks* da DMU em avaliação. Abaixo, pode-se observar a fórmula (18) na orientação a *inputs* e a fórmula (19) na orientação a *outputs*, sendo  $\hat{x}_{io}$ , o alvo do *input* e  $\hat{y}_{jo}$  o alvo do *output*.

$$\hat{x}_{io} = \sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} = h_o x_{io} - S_i^- \quad (18)$$

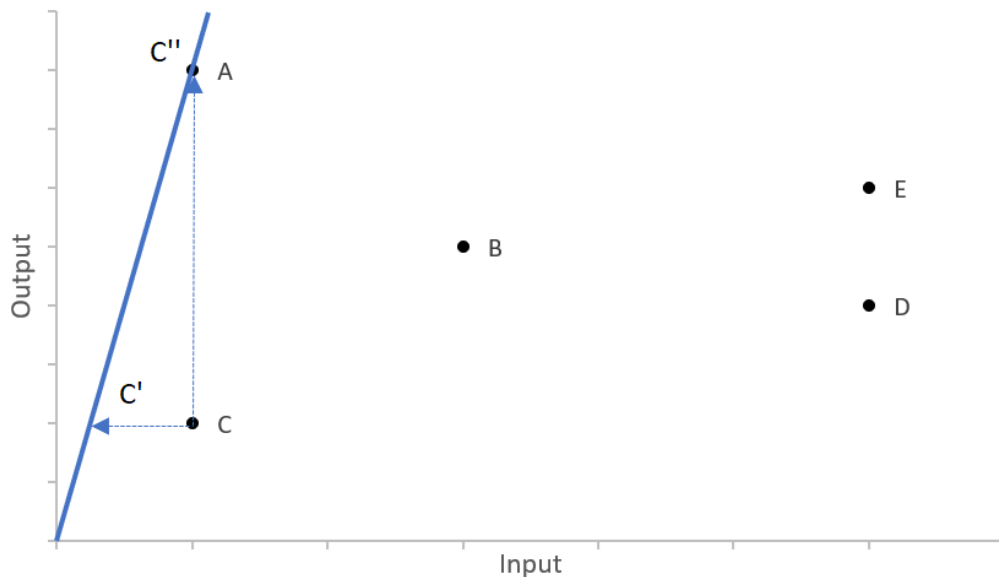
$$\hat{y}_{jo} = \sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} = y_{jo} + S_j^+$$

$$\hat{x}_{io} = \sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} = x_{io} - S_i^- \quad (19)$$

$$\hat{y}_{jo} = \sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} = \varphi_o y_{jo} + S_j^+$$

Na figura (3), mostrada abaixo, desenvolvida pela autora, é possível observar como é feita a fronteira de eficiência no modelo CCR quando temos apenas 1 *input* e 1 *output*. Nesse caso, a fronteira de eficiência será a mesma independente da orientação utilizada, o que irá mudar são os alvos. Dessa forma, a DMU C é ineficiente e é possível realizar as projeções dessa DMU na fronteira de eficiência, no qual C' é o alvo da DMU C na orientação a *inputs* e C'' é o alvo da DMU C na orientação a *outputs*.

Figura 3 - Fronteira de Eficiência CCR



Fonte: Autor.

### 2.2.1.2 MODELO BCC

Como o modelo CCR, o modelo BCC possui esse nome por conta dos seus criadores Banker, Charnes e Cooper (1978), que criaram o modelo visando a consideração de alguns pontos, que antes eram desconsiderados no modelo CCR, como a diferença de escala entre as

DMUs, tanto no tamanho da DMU em si como na quantidade de recursos e produtos. Essa mudança permitiu que uma DMU não seja comparada com uma DMU que opere em uma escala diferente.

Segundo Mariano (2008), o modelo BCC surgiu a partir da decomposição do modelo CCR em eficiência técnica e eficiência de escala. Segundo Ramanathan (2003), a eficiência técnica é relacionada à conversão de *inputs* em *outputs*, já a eficiência de escala considera que a economia de escala não pode ser alcançada em todas as escalas de produção, dessa forma, há um tamanho de escala mais produtivo, que possui eficiência de escala máxima em 100%.

Segundo Angulo Meza e Estellita Lins (2002), o modelo não considera a proporcionalidade entre os *inputs* e *outputs*, tornando-se assim, um modelo de retornos variáveis de escala, ou VRS (*Variable Returns to Scale*), passando a considerar a possibilidade de retornos crescentes ou decrescentes de escala na fronteira eficiente. Além disso, esse modelo é considerado mais benevolente que o modelo CCR pois todos as DMUs eficientes no modelo CCR também serão eficientes no modelo BCC. Dessa forma, a eficiência encontrada sempre será maior ou igual a eficiência encontrada utilizando o modelo visto anteriormente.

Segundo Soares de Mello *et al.* (2005), no modelo BCC, a DMU que tiver o menor valor de um *input* ou o maior valor de um *output* será eficiente, essas DMUs são chamadas de eficiente por *default*. Isso ocorre porque o modelo BCC delimita a sua fronteira a partir dos menores *inputs* e dos maiores *outputs*, favorecendo a classificação de DMUs com os menores valores de *input* e com maiores valores de *output* como eficientes.

Assim como no modelo CCR, o modelo BCC também possui dois modelos, o modelo dos multiplicadores e o modelo do envelope, ambos possuindo orientação a *inputs* e orientação a *outputs*. Nas fórmulas (20) e (21) encontradas abaixo, são mostradas as fórmulas do modelo dos multiplicadores com orientação a *inputs* e com orientação a *outputs*.

$$\text{Max } h_o = \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} + u_*$$

Sujeito a

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1 \tag{20}$$

$$u_* + \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} \leq 0, \forall k$$

$$u_* \in \mathbb{R}, u_j \geq 0, v_i \geq 0, \forall i, j$$



$$\begin{aligned}
& \text{Min } \varphi_0 = \sum_{i=1}^m v_i x_{io} + v_* \\
& \text{Sujeito a} \\
& \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} = 1 \\
& v_* + \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} \leq 0, \forall k \\
& v_* \in \mathbb{R}, u_j \geq 0, v_i \geq 0, \forall i, j
\end{aligned} \tag{21}$$

Nota-se que houve a inclusão das variáveis  $u_*$  e  $v_*$ , que são variáveis irrestritas chamadas de fatores de escala. A interpretação dos fatores de escala muda de acordo com os valores encontrados e com a orientação utilizada, podendo-se obter retornos crescentes de escala, retornos decrescentes de escala e retornos constantes de escala. A explicação deste tema pode ser vista em Soares de Mello *et al.* (2005).

Segundo Santos (2010), o fato de o axioma de proporcionalidade não ser mais considerado no Modelo BCC e sim o axioma de convexidade, faz com que a distância entre a DMU e a fronteira de eficiência seja diferente dependendo da orientação utilizada. Essa consideração faz com que no modelo BCC as eficiências encontradas sejam diferentes dependendo da orientação utilizada, a orientação a *inputs* ou a *outputs*.

A fórmula (22) mostra o modelo do envelope na orientação a *inputs*, enquanto a fórmula (23) mostra o modelo do envelope na orientação a *outputs*. Nota-se que que as fórmulas foram obtidas a partir dos modelos CCR (6) e (7) com o acréscimo da restrição  $\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$ , que é denominada restrição da convexidade. O cálculo dos alvos é feito utilizando a mesma fórmula do modelo CCR, que foi mostrada nas fórmulas (8) e (9), e (18) e (19).

$$\begin{aligned}
& \text{Min } h_o \\
& \text{Sujeito a} \\
& (\sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik}) - h_o x_{io} \leq 0, \forall i \\
& \sum_{k=1}^n \lambda_k y_{ik} \geq y_{jo}, \forall j \\
& \sum_{k=1}^n \lambda_k = 1 \\
& \lambda_k \geq 0, \forall k
\end{aligned} \tag{22}$$

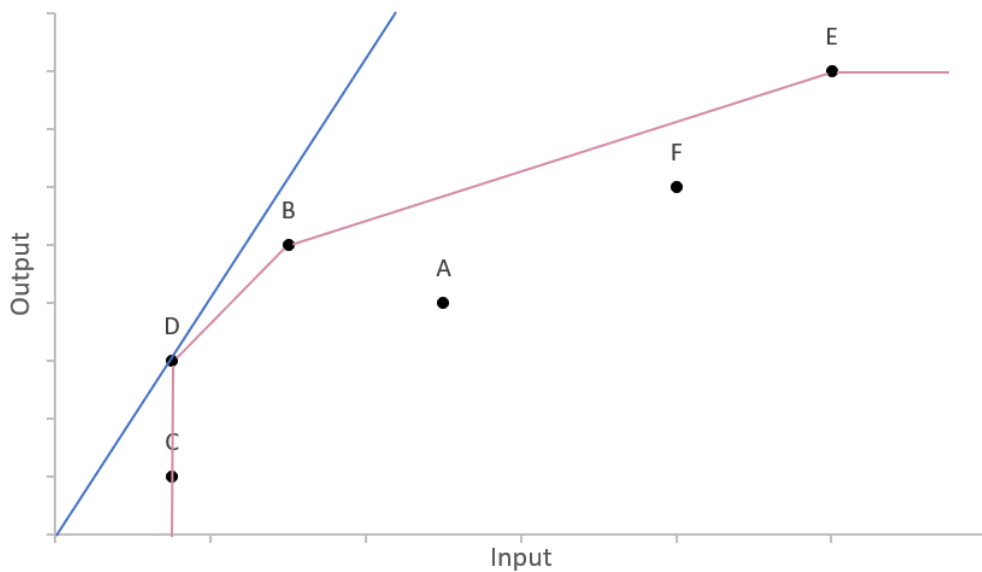
$$\begin{aligned}
& \text{Max } \varphi_0 \\
& \text{Sujeito a} \\
& \sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} \leq x_{io}, \forall i \\
& (\sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk}) - \varphi_0 y_{jo} \geq 0, \forall j
\end{aligned} \tag{23}$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

Na Figura (4), é possível observar como é feita a fronteira de eficiência no modelo BCC quando temos apenas 1 *input* e 1 *output*. Além disso, também pode ser observado como é desenvolvida a fronteira de eficiência no modelo CCR para o caso de 1 *input* e 1 *output* para que fique clara a diferença entre os dois modelos. Para a formação da fronteira, as retas são traçadas na DMU E, que é a de maior *output*, e nas DMUs C e D, que possuem o menor *input*. Além disso, é feita a ligação entre a DMU D e E, passando pela DMU B. Dessa forma, na fronteira de eficiência do modelo CCR, é possível observar apenas a DMU D, ao passo que na fronteira de eficiência do modelo BCC há a inclusão das DMUs C, B e E, o que confirma que o modelo BCC é mais benevolente que o modelo CCR.

Figura 4 - Fronteira de Eficiência BCC Comparada ao CCR

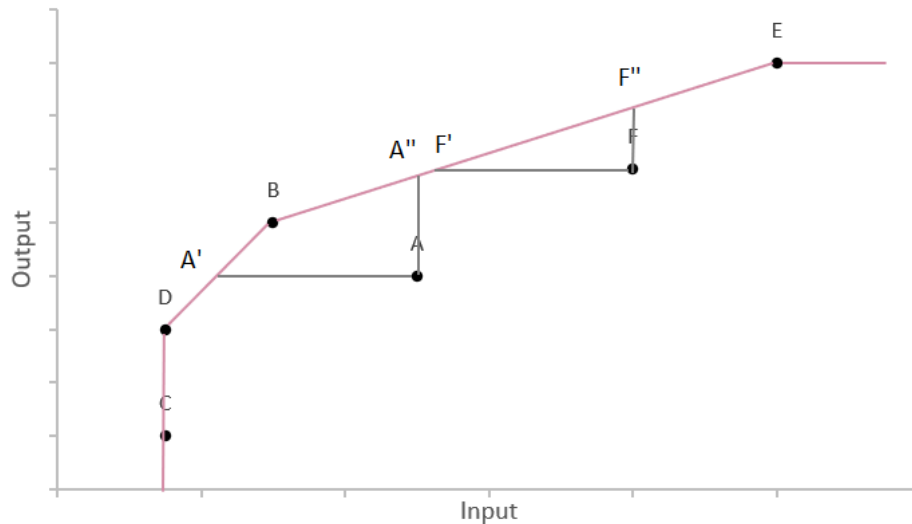


Fonte: Autor.

Ademais, na Figura (5), também é possível observar a fronteira de eficiência no modelo BCC quando temos apenas 1 *input* e um 1 *output*. A fronteira de eficiência foi traçada da mesma maneira mostrada na figura (4). Entretanto, foram adicionadas as projeções da DMU A e da DMU F na fronteira de eficiência. Dessa maneira, A' e F' representam as projeções na fronteira de eficiência segundo a orientação a *input*, enquanto A'' e F'' representam as projeções na fronteira de eficiência segundo a orientação a *output*. Observa-se que as projeções

segundo a orientação a *input* estão mais distantes da fronteira de eficiência em comparação com as projeções segundo a orientação a *output*.

Figura 5 - Fronteira de Eficiência BCC



Fonte: Autor.

### 2.2.2 TRATAMENTO DE *OUTPUTS* INDESEJÁVEIS

Como visto anteriormente, nos modelos clássicos de DEA os *inputs* são variáveis a serem minimizadas ou mantidas, enquanto os *outputs* são variáveis a serem incrementadas ou mantidas. Entretanto, existem variáveis que não irão seguir esse padrão, como *outputs* que precisam ser reduzidos. Um possível exemplo de *output* indesejável seria o número de mortes encontradas na avaliação de eficiência de um determinado hospital.

Segundo Scheel (2001), há dois tipos de enfoques para lidar com essa situação: os enfoques indiretos e os enfoques diretos. Os enfoques indiretos transformam a variável indesejável para que ela possa ser tratada como desejável antes de rodar o modelo DEA, enquanto os enfoques diretos utilizam modelos específicos para tratar a variável indesejável. Além disso, Scheel (2001) propôs quatro métodos com enfoques indiretos.

O primeiro método que Scheel (2001) propôs foi a abordagem INP, enfoque mais simples que consiste em tratar os *outputs* indesejáveis como se fossem *inputs* durante toda a estruturação do problema. Entretanto, apesar desse modelo ser de fácil compreensão, sua aplicação pode ser complicada em razão da dificuldade dos decisores aceitarem tratar os produtos como recursos.

O segundo método proposto por Scheel (2001) foi a abordagem ADD (*Additive Inverse*) ou Inverso Aditivo, que é um enfoque de fácil compreensão, que consiste em trocar o sinal dos *outputs* indesejáveis para convertê-los. Entretanto, os valores negativos são ignorados no índice de eficiência, o que pode gerar algumas complicações na resolução dos problemas de programação linear.

O terceiro método proposto por Scheel (2001) foi a abordagem MLT (*Multiplicative Inverse*) ou Inverso Multiplicativo, que consiste em utilizar o inverso do *output* indesejável como um desejável, desde que ele não tenha valor zero, logo, se o *output* tiver valor nulo, a técnica não deve ser utilizada. Apesar disso, esse método e o método INP são os mais utilizados e recomendados.

Por fim, o quarto método proposto por Scheel (2001) foi a técnica da Translação ( $TR\beta$ ), na qual é feita a troca do sinal do *output* e posteriormente um valor  $\beta$  suficientemente grande deve ser somado para que os valores se tornem positivos. Entretanto, para utilizar esse método, o modelo utilizado dele ser analisado para que seja comprovado que ele é invariante à translação, o que nem sempre é possível de garantir e demanda um maior esforço de análise do decisor.

### 2.2.3 FRONTEIRA INVERTIDA

Segundo Soares de Mello *et al.* (2005), as DMUs podem ser eficientes por ter considerado apenas as variáveis que lhes são mais favoráveis, o que corrobora para a benevolência dos modelos DEA, que permite que haja empate para as unidades 100% eficientes, o que dificulta a discriminação das DMUs. Dessa forma, Yamada (1994) introduziu o conceito de fronteira invertida, que consiste em considerar os produtos como insumos e os insumos como produtos, gerando assim uma fronteira com as melhores práticas, mas sob a ótica oposta.

Dessa forma, com a fronteira invertida, é possível fazer uma avaliação pessimista das DMUs, já que a fronteira invertida irá ser composta das DMUs com as piores práticas gerenciais, gerando uma fronteira de ineficiência. Através desse método, é possível então, avaliar as DMUs que são apontadas como eficientes segundo a eficiência padrão por se destacarem em um ou mais variáveis, apesar de possuírem resultados ruins em outras variáveis.

Angulo Meza *et al.* (2003) e Leta *et al.* (2005), propuseram o uso da fronteira invertida como um método para auxiliar na discriminação das DMUs, fazendo a ordenação das DMUs de acordo com o índice agregado das eficiências. Para isso, se calcula o índice agregado das

eficiências na fronteira padrão e invertida, que é chamado de eficiência composta. A eficiência composta é calculada através da média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira normal e a ineficiência em relação à fronteira invertida, que é calculada através do complemento do índice de ineficiência obtido.

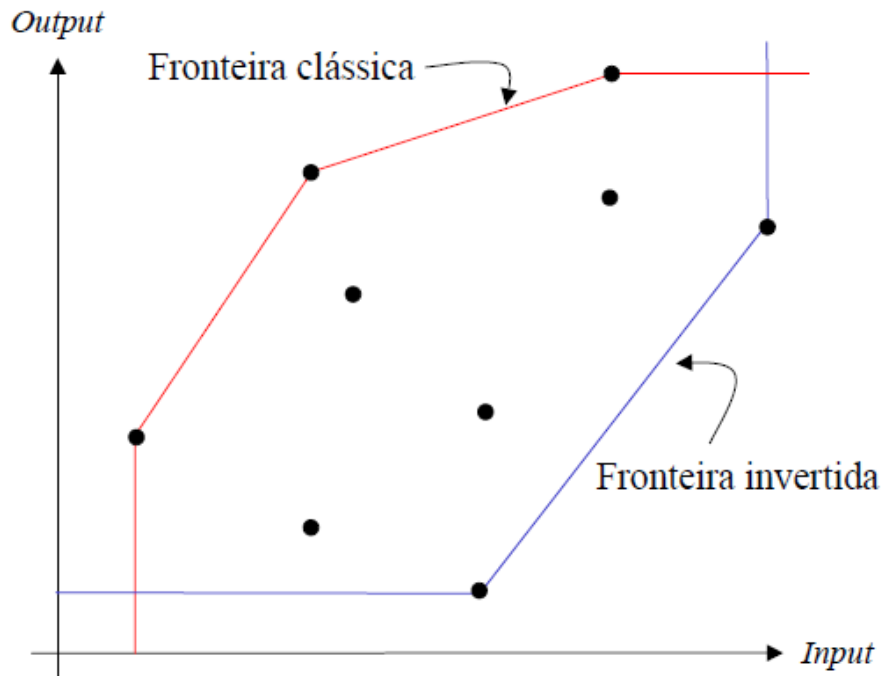
A equação (24) mostra a fórmula detalhada do cálculo da eficiência composta. Ademais, para obter os índices normalizados, é necessário dividir todos os valores pelo maior índice encontrado no conjunto, como mostrado na equação (25).

$$Eficiência_{Composta} = \frac{Eficiência_{padr\tilde{a}o} + (1 - Eficiência_{invertida})}{2} \quad (24)$$

$$Eficiência_{Composta\ Normalizada} = \frac{Eficiência_{composta}}{Maior\ Eficiência_{composta}} \quad (25)$$

A figura (6) abaixo, mostra a diferença entre a fronteira padrão e a fronteira invertida no modelo BCC.

Figura 6 - Fronteiras DEA BCC Clássica e invertida



Fonte: SOARES DE MELLO *et al.*, 2005).

Com a utilização desse enfoque para reduzir a benevolência dos modelos DEA, as DMUs passam a, além de precisarem ser eficientes na fronteira padrão, elas precisam ter um

desempenho ruim na fronteira invertida para que a eficiência composta possa ser maximizada. Por outro lado, caso a DMU seja eficiente em relação à fronteira padrão e à fronteira invertida, significa que apesar da DMU ser especializada em algumas variáveis, ela também possui variáveis que apresentam as piores práticas do grupo. (SABOIA JUNIOR, 2020).

### 3. ESTUDO DE CASO

O estudo de caso será dividido em três etapas. Primeiramente, é feita a contextualização da situação que será trabalhada e do objetivo do estudo. Posteriormente, será feita uma análise de outros estudos na mesma área, para entender quais variáveis e técnicas foram utilizadas. Por fim, a terceira seção apresenta a modelagem que será feita no presente trabalho.

#### 3.1 CONTEXTO DA SITUAÇÃO

No final de 2019, em Wuhan, na China, foram identificados uma série de casos de pneumonia de causa desconhecida com apresentações clínicas muito semelhantes a uma pneumonia viral, que vinha sendo transmitida de pessoa para pessoa. Nesse sentido, análises de sequenciamento de amostras do trato respiratório inferior identificaram um novo Coronavírus. (CHAN *et al.*, 2020).

Segundo Organização Pan-Americana da Saúde (2020), sete Coronavírus humanos (HCoV) já foram identificados: HCoV-229E, HCoV-OC43, HCoV-NL63, HCoV-HKU1, SARS-COV, causadores de síndrome respiratória aguda grave; MERS-COV, causador da síndrome respiratória do Oriente Médio; e o mais recente, o novo Coronavírus, inicialmente batizado de 2019-nCoV, e que, no dia 11 de fevereiro de 2020, recebeu o nome de SARS-CoV-2.

Segundo a Secretaria de Estado de Minas Gerais (2020), o novo coronavírus foi chamado cientificamente de SARS-Cov-2 pois SARS significa Síndrome Respiratória Aguda Grave, que é a forma mais grave das doenças respiratórias; CoV é uma abreviação para a coronavírus, família que o vírus pertence; e o número 2 foi colocado pois ele apresenta uma semelhança com outro vírus da espécie de coronavírus, que foi descoberto em 2002.

Em janeiro de 2020, a Organização Mundial da Saúde (OMS) declarou que o surto do novo coronavírus constituía uma Emergência de Saúde Pública de Importância Internacional (ESPII) – o mais alto nível de alerta da Organização, conforme previsto no Regulamento Sanitário Internacional. Essa decisão buscou aprimorar a coordenação, a cooperação e a solidariedade global para interromper a propagação do vírus. Ainda em janeiro, segundo Harari (2020), os cientistas não só já haviam isolado o vírus responsável, como também já haviam conseguido a sequência de seu genoma e publicado a informação online e em poucos meses, ficou claro quais medidas poderiam atrasar e deter as cadeias de infecção.

Segundo a Secretaria Municipal da Saúde de São Paulo (2020), em 11 de março de 2020, a Organização Mundial da Saúde classificou o Coronavírus 2019 (COVID-19) como uma pandemia, ou seja, o vírus já atinge a todos os continentes e, há ocorrência de casos sem sintomas, existindo dificuldade de identificá-los. Isso significa que o vírus circula livremente e poderia atingir toda a população.

Segundo (Conticini, Frediani e Caro, 2020), no início da epidemia, não existia vacina ou tratamento eficaz para conter os efeitos da COVID-19 no organismo humano, dessa forma, as medidas adotadas eram baseadas principalmente na prevenção, classificadas como intervenções não farmacológicas. Essas medidas abrangiam o aspecto individual, incluindo lavagem de mãos e uso de máscara; o ambiental, que diz respeito à limpeza e à desinfecção de superfícies, objetos e lugares; e o comunitário, referente ao funcionamento de estabelecimentos e locais de aglomerações que não oferecem serviços essenciais.

Segundo a Secretaria Municipal da Saúde de São Paulo (2020), diversos países, estados e cidades decretaram estado de emergência face à epidemia do novo coronavírus, demonstrando que se vive uma situação fora do comum e que o governo pode alterar algumas de suas funções para melhor enfrentá-la, porque há uma ameaça direta que pode causar instabilidade no país. Com isso, o governo pode suspender algumas das suas funções básicas e colocar em prática planos específicos para esse tipo de situação.

Como visto anteriormente, os municípios tiveram autonomia para tomar decisões de modo a minimizar os impactos causados pela pandemia. Como exemplo, segundo G1 (2020), a Prefeitura do Município do Rio de Janeiro, que é a capital do Estado, a partir do dia 16 de março de 2020, suspendeu as aulas na rede pública municipal em caráter emergencial e foi também definido um gabinete para gerenciar essas atividades chamado de gabinete da crise, que era composto pelas secretarias de Saúde, Cultura, Educação, Assistência Social e Direitos Humanos, Ordem Pública, Transportes, Fazenda, Casa Civil e Envelhecimento saudável.

Dessa forma, alguns conceitos passaram a ser úteis para a compreensão das ações dos governos em prol da saúde pública. O isolamento de pessoas diagnosticadas com o vírus passou a ser uma das opções adotadas. Entretanto, como no caso de COVID-19 existe um período de incubação, alta transmissibilidade por assintomáticos e baixa capacidade de realização de testes em grande escala, esse recurso adotado de maneira isolada se mostrou insuficiente para conter a disseminação da pandemia. Assim, foram realizadas também restrições de circulação de pessoas que se expuseram ao vírus, denominado de quarentena. Por fim, o distanciamento social também foi realizado, que determina que deve ocorrer o mínimo de interações possíveis entre pessoas com o intuito de não permitir a disseminação do vírus por indivíduos infectados



assintomáticos não diagnosticados. Por fim, a medida mais radical em relação ao distanciamento é a contenção comunitária, também conhecida como *lockdown*, em que só é permitida a circulação para a realização de atividades essenciais, medida adotada na China no início da pandemia. (WILDER-SMITH e FREEDMAN, 2020).

Segundo Harari (2020), a COVID-19 expôs também uma limitação do poder científico e tecnológico, no sentido de nenhum ter alcance suficiente para substituir a política. Pois, como foi falado por Harari no livro “Notas sobre a Pandemia”, no momento que uma política pública é decidida, diversos valores e interesses tem que ser levados em conta, dado que não há uma forma científica de determinar quais interesses e valores são mais importantes e não há uma forma científica de decidir o que deveria ser fato.

Um exemplo citado pelo autor foi a decisão de impor o confinamento a população. Nesse sentido, não basta refletir somente sobre o número de pessoas que serão salvas da COVID-19 por conta da decisão, é necessário entender como essa decisão irá afetar as pessoas que terão dificuldades em fazer o confinamento por conta de seus trabalhos, quantas crianças terão que ficar sem estudar durante esse período, quantas pessoas irão ter uma piora em relação a doenças psicológicas, quantas pessoas podem sofrer violência doméstica, entre outras questões. Sendo assim, diversas variáveis precisam ser avaliadas antes que as políticas públicas sejam decididas e implementadas.

Além disso, segundo o Portal da Transparência da Controladoria Geral da União (2020), foram transferidos recursos para o combate à pandemia para todos as 27 capitais do Brasil. Sendo assim, é necessário entender se esses recursos foram utilizados de maneira eficiente, levando-se em conta também a população da capital, o número de leitos disponíveis do SUS e o número de profissionais do SUS que trabalham naquela cidade.

Diante do exposto, observa-se a complexidade da avaliação da eficiência das capitais do país, dessa forma, é proposto o uso de Análise Envoltória de Dados, a fim de determinar a eficiência de cada uma e os *benchmarks* e os alvos para os ineficientes, para que elas melhorem suas práticas.

### 3.2 APLICAÇÕES DE DEA NA ÁREA DA SAÚDE

Além do presente projeto, a metodologia DEA já teve outras aplicações dentro da área da saúde. Lins *et al* (2007) fizeram uma análise para a avaliação de hospitais universitários brasileiros, no qual os hospitais representavam as DMUs. Os *inputs* foram o número de funcionários não médicos, o número de médicos, a receita média mensal proveniente do SUS,

o número total de docentes e o número de docentes com doutorado. Como *outputs* foram utilizados o índice de alta complexidade, a relação internações/leito, a relação cirurgias/sala, a relação consultas ambulatoriais/sala, o número de alunos de medicina na graduação, o número de residentes médicos, o número de mestrandos/doutorandos e o número de programas de pós-graduação/medicina.

Andrade *et al* (2015) analisaram a eficiência do gasto público no âmbito da saúde, avaliando o desempenho das 27 capitais brasileiras, incluindo o Distrito Federal. Com relação às variáveis, foi selecionado um total de três para os insumos (*inputs*) e três para os produtos (*outputs*). As variáveis que compuseram os insumos foram a quantidade de recursos humanos, quantidade de equipamentos e quantidade de estabelecimentos de saúde. Já as variáveis pertencentes à categoria de produtos foram a quantidade de internações autorizadas pelo Ministério da Saúde, a produção ambulatorial e o número de visitas no Programa de Saúde da Família. Além disso, também foi considerada a população residente de cada capital. Utilizando o modelo BCC com orientação a *outputs*, foram identificadas 11 DMUs eficientes.

Vasconcelos e Silva (2018) também tiveram uma contribuição importante ao analisar o Sistema Único de Saúde nas capitais brasileiras, tendo ênfase na criação de políticas públicas. Como *inputs*, foi considerada a capacidade ambulatorial de equipamentos, o valor médio das internações, a quantidade de leitos hospitalares e a média de permanência. Já como *outputs*, foi considerado o número de internações e o inverso da taxa de mortalidade. Utilizou-se a abordagem de retorno variável de escala (BCC) com orientação voltada para *inputs*, o modelo foi escolhido pois mediante as limitações dos recursos destinados à saúde no Brasil, a intenção era priorizar a otimização dos recursos disponíveis.

No contexto da COVID-19, Breitenbach et al. (2020) avaliaram os 31 países mais infectados durante os 100 primeiros dias da COVID-19 em relação à eficiência e ao gerenciamento dos recursos para achatar a curva de contágio no combate à propagação da COVID-19. Foi utilizado o modelo BCC orientado a *input* para avaliarem a eficiência dos países. Como *inputs*, foi utilizado o número de dias em lockdown, o número de médicos por 1.000 habitantes, o total de testes por 1 milhão de habitantes e o percentual do PIB gastos com saúde. Já como *output*, foi utilizado o número de dias desde o início do ciclo de cada país, até o ponto em que o número de novos casos por COVID-19 começou a cair de forma consistente, de modo a evidenciar que as infecções começaram a diminuir substancialmente. Como resultados, o estudo mostrou que 12 dos 31 países da amostra foram eficientes, enquanto 19 foram ineficientes.

Aroeira, Ferreira e Vilela (2020) realizaram uma avaliação da eficiência dos hospitais do SUS no tratamento da COVID-19, analisando a eficiência clínica e gerencial dos hospitais dos 437 municípios brasileiros a partir da data do primeiro caso da doença no país até a data do óbito de número 100.000. Na eficiência gerencial, foi utilizada a orientação a *input*, e os *inputs* escolhidos foram quantidade de respiradores, a quantidade de leitos clínicos direcionados para Síndrome respiratória Aguda Grave (SRAG), a quantidade de leitos de UTI direcionados para SRAG, a quantidade de profissionais de saúde no município, a verba federal de saúde encaminhada ao município de janeiro a julho de 2020 e a quantidade de casos de COVID-19 oficializados. Como *outputs* foram consideradas as variáveis: quantidade de pacientes internados com COVID-19 e com comorbidade, quantidade de pacientes internados com COVID-19 e sem comorbidade, quantidade de pacientes internados com COVID-19 em leitos clínicos de SRAG e quantidade de pacientes internados com COVID-19 em leitos de UTI de SRAG. Logo, na avaliação da eficiência gerencial foi considerado como referência de eficiência, o município capaz de maximizar a quantidade de pacientes internados com COVID-19, utilizando-se da menor quantidade dos insumos: leitos clínicos e de UTI de SRAG; profissionais de saúde; recursos financeiros; e casos de COVID-19 oficializados.

Ainda segundo Aroeira, Ferreira e Vilela (2020), no segundo estágio, a avaliação da eficiência clínica foi orientada a *output*. Os variáveis utilizadas como *inputs* foram as variáveis utilizadas como *outputs* no cálculo da eficiência gerencial. Como *output* considerou-se a variável: quantidade de pacientes internados com COVID-19 que receberam alta com atestado de recuperação clínica. Logo, na avaliação da eficiência clínica considerou-se referência de eficiência o município capaz de maximizar a quantidade de pacientes recuperados de COVID-19 após internação, utilizando-se da menor quantidade de pacientes internados. Como resultados, foi possível observar que os municípios de pequeno porte se destacam por se apresentarem com médias de eficiência gerencial e clínica maiores do que as dos municípios de grande e médio porte analisados. Observa-se, ainda, que os municípios analisados possuem, na média, melhores índices de eficiência clínica do que de eficiência gerencial e que em todas as regiões há ao menos um município com 100% de eficiência gerencial e ao menos um município com 100% de eficiência clínica.

### 3.3 MODELAGEM DO ESTUDO

Após a exposição do contexto da situação, foram seguidos os passos de Golany e Roll (1989) para que a modelagem do estudo pudesse ser feita. Dessa forma, foram definidas as

DMUs, as variáveis e o modelo a ser utilizado, respeitando a sequência indicada. A intenção do presente estudo é entender como cada capital geriu seus recursos e quais resultados tiveram diante da crise gerada pela pandemia do COVID-19. Além disso, após encontrar os resultados, será feito um levantamento das ações que as capitais mais eficientes realizaram para que essas ações possam ser replicadas pelas capitais que obtiveram mau desempenho.

Dessa maneira, visando medir as eficiências das capitais dos estados do Brasil, e posteriormente realizar comparações, eles serão tratados como DMUs. Os dados a serem utilizados são referentes aos meses de março a dezembro de 2020, e a análise é composta pelas 26 capitais dos 26 estados do Brasil e o Distrito Federal, que é considerada a capital do país. Portanto, serão analisadas 27 DMUs.

Foram determinadas 6 variáveis para este trabalho, sendo 4 *inputs* e 2 *outputs*. Os *inputs* adotados foram a população total de cada capital, o número de leitos do Sistema Único de Saúde (SUS) existentes para internação, o número de funcionários que trabalham no Sistema Único de Saúde (SUS) e a quantidade de recurso que cada capital recebeu em 2020 para usar no combate à pandemia. Para os cálculos das variáveis do número de leitos do Sistema Único de Saúde (SUS) existentes para internação e o número de funcionários que trabalham no Sistema Único de Saúde (SUS), foi feita a média aritmética simples das quantidades existentes nos meses utilizados para o estudo.

Já os *outputs* foram o número de pacientes que foram internados na capital em razão da COVID-19 e foram curados, e o número de óbitos que ocorreram por consequência da doença. Para os dois *outputs*, as quantias em cada mês foram somadas para gerar os valores utilizados no modelo. Pode-se observar que o *output* de óbitos é indesejável, uma vez que se deseja diminuir esse número. Logo, para aplicar a metodologia DEA, o *output* indesejável de óbitos foi tratado pelo método indireto INP, tendo sido tratado como *input* para participar do modelo. Na tabela (1) é possível observar a descrição de todos os *inputs* e *outputs* utilizados para o presente estudo.

Recursos destinados para o combate à pandemia	<i>Input</i>
População residente	<i>Input</i>
Funcionários que trabalham no SUS (Sistema Único de Saúde)	<i>Input</i>
Leitos existentes para internação no SUS (Sistema Único de Saúde)	<i>Input</i>
Número de óbitos devido à COVID-19	<i>Output</i> indesejável
Número de curados de internação devido à COVID-19	<i>Output</i>

Tabela 1- *Inputs* e *Outputs* utilizados para o estudo

O *input* de população residente se faz necessário pois é importante entender a escala que será considerada nas avaliações, já que isso deveria impactar nos recursos existentes e pode impactar gerando maior complexidade na gestão da capital. Já os *inputs* de número de leitos disponíveis para internação no SUS e número de profissionais que trabalham no SUS é importante pois irá mostrar os recursos disponíveis. Por fim, o *input* de recursos destinados ao combate à pandemia é essencial para refletir se as capitais foram eficientes no gerenciamento dessa verba.

Em relação aos *outputs*, foram escolhidos o número de óbitos decorrentes da COVID-19 e o número de pessoas que foram internadas por conta da doença e conseguiram se recuperar. Esses *outputs* são importantes pois, em primeiro lugar, o número de óbitos é o principal indicador analisado e visto pela população. Além disso, o número de pessoas que foram internadas e conseguiram se recuperar irá refletir a qualidade existente no Sistema Único de Saúde (SUS) de cada local.

Sabe-se que, além das variáveis apresentadas, também seria interessante utilizar outras informações como, por exemplo, o número de respiradores disponíveis e a quantidade de pessoas internadas que tinham comorbidade, entretanto, em razão da dificuldade de obtenção dessas informações de forma confiável, não foi possível incluí-las no presente estudo.

Como última etapa da modelagem, é preciso determinar o modelo DEA e sua orientação. Na abordagem inicial, será utilizado o modelo BCC, que considera retornos variáveis de escala, levando-se em conta a possível influência do tamanho das capitais nos seus índices de eficiência. Entretanto, sabe-se que o modelo BCC possui a característica de encontrar DMUs eficientes por *default* e é mais benevolente que o modelo CCR. Dessa forma, também será feita uma avaliação utilizando o modelo CCR, partindo do princípio que o tamanho dos estados e os recursos recebidos podem não impactar nas eficiências encontradas, dada a situação emergencial gerada pela pandemia de COVID-19.

Importante ressaltar que os resultados gerados pelos dois modelos serão analisados para que seja possível comparar os resultados obtidos para determinar as DMUs mais eficientes e definir os *benchmarks*. A orientação a *outputs* foi escolhida pois há a intenção de maximizar o *output* desejável, que é o número de pacientes recuperados das internações por COVID-19, dados os recursos disponíveis para cada capital.

A Tabela (2) apresenta os dados coletados das 27 capitais analisadas, utilizando escala de 100 para os *inputs* “Funcionários”, “Leitos” e para os *outputs* “Óbitos” e “Cura”. Já para o

*input* “Recursos” foi usada a escala de 100.000 e para o *input* “População”, foi usada a escala de 10.000. Os *inputs* de recursos destinados ao combate à pandemia e população residente, mostrados na tabela como “Recursos” e “População”, foram retirados do Portal da Transparência. Já os *inputs* de número de funcionários que trabalham no Sistema Único de Saúde e número de leitos de internação existentes, mostrados na tabela como “Funcionários” e “Leitos”, foram obtidos fazendo a média dos meses, de março a dezembro de 2020, e foram retirados do DATASUS (2021). Por fim, o número de óbitos e o número de curados de internação, mostrados na tabela como “Óbitos” e “Cura”, também foram retirados do DATASUS (2021), e foram obtidos fazendo a soma dos meses de março a dezembro de 2020.

DMUs	Recursos	População	Funcionários	Leitos	Óbitos	Cura
Porto Velho	345,13	53,94	100,39	13,02	9,61	13,86
Rio Branco	199,86	41,34	64,67	8,52	5,28	6,90
Manaus	1055,52	221,96	278,64	27,97	38,90	58,11
Boa Vista	13,55	41,97	66,03	11,70	5,70	7,94
Belem	1412,42	149,96	163,84	27,45	29,90	29,77
Macapa	555,28	51,29	76,13	6,90	5,01	8,29
Palmas	272,83	30,63	68,71	5,55	3,90	4,13
Sao Luis	1477,34	110,90	199,10	34,80	12,75	13,19
Teresina	1804,26	86,81	154,95	25,92	16,87	40,91
Fortaleza	3227,83	268,66	311,77	58,71	52,41	69,80
Natal	1244,78	89,05	137,65	22,68	13,19	21,41
Joao Pessoa	1485,44	81,75	135,65	18,69	14,30	17,85
Recife	1622,74	165,35	360,11	67,98	54,24	75,49
Maceio	1372,09	102,54	159,27	24,47	16,18	22,02
Aracaju	699,42	66,49	131,25	15,39	14,88	11,92
Salvador	2564,57	288,67	463,23	61,13	39,35	63,99
Belo Horizonte	6228,78	252,16	531,96	54,35	27,67	86,30
Vitoria	294,03	36,59	106,13	11,48	5,91	6,41
Rio de Janeiro	5694,12	674,78	858,30	89,74	178,65	148,00
Sao Paulo	14578,27	1232,52	1678,11	159,08	169,01	491,72
Curitiba	3888,87	194,86	257,70	27,71	28,67	79,42

Florianopolis	517,60	50,88	99,27	9,77	5,01	12,32
Porto Alegre	3848,75	148,83	360,30	41,49	25,45	55,09
Campo Grande	1657,28	90,61	154,02	14,11	13,75	34,22
Cuiaba	1257,53	61,81	102,25	12,26	12,46	23,53
Goiania	2548,41	153,61	227,66	30,37	28,59	52,88
Brasilia	9777,77	305,51	431,16	44,26	39,93	114,73

Tabela 2 - Dados das capitais 2020

#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com os dados apresentados na tabela (2), foi realizada a inversão do valor do *output* indesejável, segundo o método indireto INP, conforme anteriormente descrito. É importante ressaltar que para os *inputs* “Funcionários” e “Leitos”, e para os *outputs* “Óbitos” e “Cura” foi utilizada a escala de 100. Já para o *input* “Recursos” foi usada a escala de 100.000 e para o *input* “População” foi usada a escala de 10.000. Após isso, foi utilizado o programa Sistema Integrado de Apoio à Decisão – SIAD (ANGULO MEZA et al.,2005) para a realização dos cálculos de cada problema de programação linear.

Para facilitar a compreensão das análises dos resultados, na figura (7) abaixo, retirada da Infoescola (2021), é possível observar o mapa do Brasil separado em regiões. Observa-se que as capitais Belém, Boa Vista, Macapá, Manaus, Palmas, Porto Velho e Rio Branco se encontram na Região Norte do país. Na Região Nordeste, encontram-se localizadas as capitais Aracaju, Fortaleza, João Pessoa, Maceió, Natal, Recife, Salvador, São Luís e Teresina. Na Região Centro-oeste, encontram-se localizadas as capitais Campo Grande, Cuiabá e Goiânia, além de Brasília, que é a capital do Distrito Federal e no presente trabalho, também será considerada como DMU. Já na Região Sudeste, estão localizadas as capitais Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Vitória. Por fim, a Região Sul é composta pelas capitais Curitiba, Florianópolis e Porto Alegre.



Figura 7 - Mapa das Regiões e Estados com suas capitais



Fonte: InfoEscola, 2021.

Na tabela (3), composta pelas DMUs, a região que a DMU pertence e as eficiências encontradas, é possível observar os resultados encontrados através do modelo BCC orientado a *outputs*. A eficiência padrão está denominada como “Padrão”, a eficiência invertida está como “Invertida”, a eficiência composta está como “Composta” e a eficiência composta normalizada está como “Composta\*”. Importante ressaltar que as DMUs estão ordenadas de forma decrescente em relação à sua eficiência padrão.

DMUs	Região	Padrão	Invertida	Composta	Composta*
Belo Horizonte	Sudeste	100,00%	100,00%	50,00%	64,78%
Boa Vista	Norte	100,00%	76,00%	62,00%	80,33%
Brasília	Centro-oeste	100,00%	100,00%	50,00%	64,78%
Campo Grande	Centro-oeste	100,00%	45,63%	77,18%	100,00%
Cuiabá	Centro-oeste	100,00%	52,32%	73,84%	95,67%

Curitiba	Sul	100,00%	59,93%	70,03%	90,74%
Florianópolis	Sul	100,00%	52,08%	73,96%	95,83%
Macapá	Norte	100,00%	77,95%	61,03%	79,07%
Manaus	Norte	100,00%	68,39%	65,80%	85,26%
Palmas	Norte	100,00%	100,00%	50,00%	64,78%
Recife	Nordeste	100,00%	100,00%	50,00%	64,78%
Rio Branco	Norte	100,00%	78,91%	60,54%	78,44%
São Paulo	Sudeste	100,00%	100,00%	50,00%	64,78%
Teresina	Nordeste	100,00%	46,10%	76,95%	99,70%
Porto Velho	Norte	97,00%	61,24%	67,88%	87,94%
Vitória	Sudeste	89,87%	100,00%	44,94%	58,22%
Porto Alegre	Sul	84,29%	92,15%	46,07%	59,69%
Goiânia	Centro-oeste	83,45%	62,48%	60,48%	78,36%
Fortaleza	Nordeste	79,18%	97,17%	41,00%	53,12%
Belém	Norte	73,24%	87,37%	42,94%	55,63%
Rio de Janeiro	Sudeste	71,55%	100,00%	35,78%	46,35%
Natal	Nordeste	67,18%	59,30%	53,94%	69,89%
Salvador	Nordeste	66,43%	100,00%	33,22%	43,04%
Maceió	Nordeste	56,23%	69,41%	43,41%	56,25%
Aracaju	Nordeste	55,47%	100,00%	27,74%	35,94%
João Pessoa	Nordeste	54,08%	80,32%	36,88%	47,79%
São Luís	Nordeste	37,10%	100,00%	18,55%	24,03%

Tabela 3 - Eficiências encontradas para as DMUs no modelo BCC

Foram encontradas 14 DMUs eficientes e 13 DMUs ineficientes, segundo a eficiência padrão. Dessa forma, 53% das capitais analisadas se mostraram eficientes, sendo 5 da Região Norte, 3 da Região Centro-oeste, 2 da Região Nordeste, 2 da Região Sudeste e 2 da Região Sul. Sendo assim, 75% das DMUS da Região Centro-oeste foram eficientes, 71% das DMUs da Região Norte foram eficientes, 67% das DMUs da Região Sul, 50% das DMUs da Região Sudeste foram eficientes e 22% das DMUs da Região Nordeste foram eficientes.

Observando a tabela (3), nota-se que as DMUs Palmas, Recife, Belo Horizonte, São Paulo e Brasília, foram eficientes em relação à eficiência padrão. Entretanto, as DMUs também se mostraram eficientes na fronteira invertida, que é constituída pelas unidades com as piores

práticas gerenciais. Como foi falado na seção 2.2.3, as DMUs que são eficientes em relação à fronteira padrão e em relação à fronteira invertida, apesar de apresentarem variáveis com resultados muito positivos, também apresentam resultados muito ruins em uma ou mais variáveis.

Analisando o valor das variáveis, nota-se que Boa Vista possui o menor valor da variável “Recursos”, Rio Branco possui o menor valor da variável “Funcionários” e Palmas possui o menor valor das variáveis “População”, “Leitos” e do *output* indesejável “Óbitos”. Já São Paulo possui o maior valor do *output* “Cura”. Todas essas DMUs, Boa Vista, Rio Branco, Palmas e São Paulo, obtiveram 100% de eficiência segundo a fronteira padrão. Como mostrado anteriormente, essas DMUs são eficientes por *default* pois possuem os menores valores em relação aos *inputs* e/ou os maiores valores em relação ao *output*, utilizando a orientação a *outputs* no modelo BCC. Importante ressaltar que essas DMUs podem de fato ser eficientes segundo suas práticas gerenciais, mas também existe a possibilidade de não serem.

O mesmo raciocínio pode ser utilizado com as variáveis em relação à fronteira invertida, mas nesse caso, devem ser observadas as DMUs que obtiveram o maior valor em relação aos *inputs* e/ou o menor valor em relação ao *output*, pois a orientação a *outputs* está sendo utilizada. A DMU São Paulo possui o maior valor em relação aos *inputs* “Recursos”, “População”, “Funcionários” e “Leitos”, enquanto a DMU Rio de Janeiro, possui o maior valor da variável “Óbitos”. Por fim, a DMU “Palmas” possui o menor valor do *output* “Cura”. Todas essas DMUs, São Paulo, Rio de Janeiro e Palmas, obtiveram 100% de eficiência segundo a fronteira invertida. Dessa forma, essas DMUs podem ter sido eficientes por *default* em relação à eficiência invertida, e com isso, podem ter sido penalizadas por conta de seus tamanhos, e não por suas práticas gerenciais.

Nota-se que as DMUs Palmas e São Paulo são eficientes por *default* em relação às duas fronteiras. A DMU Palmas foi eficiente por *default* segundo a fronteira padrão e segundo a fronteira invertida, pois a Capital possui o menor valor das variáveis “População”, “Leitos” e do *output* indesejável “Óbitos”, mas também possui o menor valor do *output* “Cura”. Dessa forma, observa-se que apesar de possuir resultados muito positivos, também possui um resultado muito negativo.

Já a DMU São Paulo, foi eficiente por *default* segundo a fronteira padrão e segundo a fronteira invertida, pois a Capital possui o maior valor do *output* “Cura”, mas também possui o maior valor em relação aos *inputs* “Recursos”, “População”, “Funcionários” e “Leitos”. Entretanto, sabe-se que São Paulo possui os maiores *inputs* por conta de seu tamanho, já que é

a maior capital do país. Esse resultado reforça o fato de a DMU poder ter sido penalizada por conta de seu tamanho e não por suas práticas gerenciais.

Como o modelo BCC permite a existência de DMUs eficientes por *default*, algumas DMUs podem ser “punidas” na fronteira invertida mesmo possuindo práticas gerenciais eficientes, um exemplo seria uma Capital que possui uma população grande ser considerada eficiente na fronteira invertida de forma injusta por conta de seu tamanho. Além disso, utilizando o modelo BCC, é possível encontrar DMUs que possuam 100% de eficiência padrão, mas não apresentam práticas gerenciais eficientes, um exemplo seria uma Capital que possui o menor valor de um *input* específico, mas as outras variáveis não apresentam bom desempenho.

Além disso, a doença gerou consequências negativas, independentemente do tamanho da população e dos recursos disponíveis, pode-se considerar que a escala não seria um fator determinante para o presente estudo, diante da situação emergencial que o país vive. Por conta desses motivos, nesse estudo de caso, também será utilizado o modelo CCR orientado a *outputs*, já que a escala não interfere nos resultados e o modelo não permite eficiências por *default*.

Dessa forma, com os mesmos dados apresentados na tabela (2), utilizando também as mesmas escalas e a mesma orientação, o programa Sistema Integrado de Apoio à Decisão – SIAD (ANGULO MEZA et al.,2005) foi utilizado novamente para a realização dos cálculos de cada problema de programação linear, mas dessa vez com o modelo CCR.

Na tabela (4), é possível observar as eficiências encontradas com o modelo CCR. A eficiência padrão está denominada como “Padrão”, a eficiência invertida está denominada como “Invertida”, a eficiência composta está denominada como “Composta” e a eficiência composta normalizada está denominada como “Composta\*”. Importante ressaltar que as DMUs estão ordenadas de forma decrescente em relação à sua eficiência padrão.

DMUs	Região	Padrão	Invertida	Composta	Composta*
São Paulo	Sudeste	100,00%	32,89%	83,55%	100,00%
Teresina	Nordeste	100,00%	41,41%	79,29%	94,90%
Curitiba	Sul	100,00%	43,72%	78,14%	93,52%
Manaus	Norte	100,00%	58,20%	70,90%	84,86%
Recife	Nordeste	100,00%	59,72%	70,14%	83,94%
Belo Horizonte	Sudeste	100,00%	64,44%	67,78%	81,12%
Boa Vista	Norte	100,00%	68,97%	65,51%	78,41%
Brasília	Centro-oeste	98,10%	76,09%	61,00%	73,01%

Campo Grande	Centro-oeste	91,58%	43,24%	74,17%	88,77%
Cuiabá	Centro-oeste	88,44%	52,10%	68,17%	81,59%
Porto Alegre	Sul	83,79%	62,37%	60,71%	72,66%
Florianópolis	Sul	83,78%	51,40%	66,19%	79,22%
Goiânia	Centro-oeste	81,32%	51,03%	65,15%	77,97%
Porto Velho	Norte	80,83%	59,92%	60,45%	72,35%
Fortaleza	Nordeste	75,39%	63,86%	55,76%	66,74%
Rio de Janeiro	Sudeste	66,93%	96,70%	35,12%	42,03%
Salvador	Nordeste	64,32%	58,99%	52,66%	63,03%
Rio Branco	Norte	64,24%	75,50%	44,37%	53,10%
Belém	Norte	62,25%	83,49%	39,38%	47,13%
Natal	Nordeste	58,24%	59,24%	49,50%	59,24%
Macapá	Norte	56,16%	73,59%	41,29%	49,41%
Maceió	Nordeste	51,70%	68,28%	41,71%	49,92%
Vitória	Sudeste	51,22%	100,00%	25,61%	30,65%
João Pessoa	Nordeste	49,41%	79,62%	34,90%	41,76%
Aracaju	Nordeste	43,86%	100,00%	21,93%	26,25%
Palmas	Norte	40,50%	100,00%	20,25%	24,24%
São Luís	Nordeste	35,02%	100,00%	17,51%	20,96%

Tabela 4 - Eficiências encontradas para as DMUs no modelo CCR

Foram encontradas 7 DMUs eficientes e 20 DMUs ineficientes. Dessa forma, 25,9% das capitais analisadas se mostraram eficientes, sendo 2 DMUs da Região Norte, 2 DMUs da Região Nordeste, 2 DMUs da Região Sudeste e 1 DMU da Região Sul. Sendo assim, 50% das DMUS da Região Sudeste foram eficientes, 33,33% das DMUs da Região Sul foram eficientes, 28,57% das DMUs da Região Norte, 22,22% das DMUs da Região Nordeste foram eficientes e nenhuma DMU da Região Centro-oeste atingiu 100% de eficiência.

As DMUs que obtiveram o valor máximo de 100% na eficiência padrão foram: Belo Horizonte, Boa Vista, Curitiba, Manaus, Recife, São Paulo e Teresina. Diferentemente do modelo BCC, nenhuma DMU obteve 100% de eficiência em relação à fronteira padrão e a fronteira invertida. Entretanto, Aracajú, Palmas, São Luís e Vitória obtiveram 100% de eficiência em relação à fronteira invertida, o que mostra que essas DMUs possuem uma ou mais variáveis com resultados muito ruins.

Analisando o resultado das DMUs que foram eficientes em relação à fronteira normal por *default* no modelo BCC, observa-se que Boa Vista e São Paulo foram eficientes de fato, pois também atingiram 100% de eficiência padrão no modelo CCR. Entretanto, Rio Branco e Palmas não foram eficientes em relação à eficiência padrão no modelo CCR, alcançando, respectivamente, 64% e 41%. Esse resultado mostra que essas DMUs de fato foram eficientes por *default* no modelo BCC.

#### 4.1 ANÁLISE DOS *BENCHMARKS*

Na tabela (5), mostrada abaixo, é possível observar os *benchmarks* das DMUs, mostrado como “*Benchmarks*” e o número total de *benchmarks* que cada DMU possui, mostrado como “Total”. Observa-se que todas as DMUs que tiveram 100% na eficiência padrão, possuem como *benchmarks* elas próprias, o que demonstra que as DMUs são fortemente eficientes em suas práticas gerenciais e que não há nenhuma DMU fracamente eficiente. Importante ressaltar que quando uma DMU é *benchmark* de outra, significa que essa DMU pode servir de referência para a outra, replicando as técnicas utilizadas com o objetivo de aumentar sua eficiência.

Região	DMUs	<i>Benchmarks</i>	Total
Sudeste	São Paulo	São Paulo	1
Sudeste	Belo Horizonte	Belo Horizonte	1
Sul	Curitiba	Curitiba	1
Nordeste	Recife	Recife	1
Norte	Manaus	Manaus	1
Nordeste	Teresina	Teresina	1
Norte	Boa Vista	Boa vista	1
Centro-oeste	Brasília	Belo Horizonte e São Paulo	2
Centro-oeste	Campo Grande	Teresina, São Paulo e Curitiba	3
Centro-oeste	Cuiabá	Teresina e Curitiba	2
Sul	Porto Alegre	Teresina e São Paulo	2
Sul	Florianópolis	Belo Horizonte e São Paulo	2
Centro-oeste	Goiânia	Teresina, São Paulo e Curitiba	3
Norte	Porto Velho	Manaus, Boa vista, Recife e São Paulo	4

Nordeste	Fortaleza	São Paulo e Curitiba	2
Sudeste	Rio de Janeiro	Manaus e São Paulo	2
Nordeste	Salvador	Boa vista e São Paulo	2
Norte	Rio Branco	Boa vista e São Paulo	2
Norte	Belém	Manaus e São Paulo	2
Nordeste	Natal	Teresina e São Paulo	2
Norte	Macapá	Belo Horizonte e São Paulo	2
Nordeste	Maceió	Teresina, Recife e São Paulo	3
Sudeste	Vitoria	Boa vista, Recife e São Paulo	3
Nordeste	João Pessoa	Teresina, São Paulo e Curitiba	3
Nordeste	Aracaju	Manaus, Recife e São Paulo	3
Norte	Palmas	Boa vista e São Paulo	2
Nordeste	São Luis	Belo Horizonte e São Paulo	2

Tabela 5 - *Benchmarks* encontrados para as DMUs no modelo CCR

Analisando a tabela (5), observa-se que São Paulo é *benchmark* de todas as DMUs ineficientes com exceção apenas de Cuiabá. Entretanto, esse resultado não possui tanto sentido prático numérico para as capitais menores, uma vez que São Paulo é a maior metrópole do país e possui os maiores valores para todas as variáveis com exceção do *input* indesejável “Óbitos”, que a capital possui o segundo maior valor. Entretanto, sabe-se que São Paulo é referência por possuir o melhor hospital do país e, o Instituto Butantan, que é o principal produtor de imunobiológicos do Brasil, o que faz com que a Capital possa ser utilizada como referência.

Segundo o Setor Saúde (2021), uma pesquisa divulgada pela revista Newsweek, dos Estados Unidos, em parceria com a empresa de pesquisa de mercado Statista Inc. mostrou que, 2 dos 100 melhores hospitais do mundo em 2021 são brasileiros. O Hospital Israelita Albert Einstein, localizado na Capital São Paulo, ficou em 36º e o Hospital Moinhos de Vento, localizado na Capital Porto Alegre, ficou em 78º. Além disso, os Hospitais Sírio-Libanês e o Alemão-Oswaldo Cruz, localizados na Capital São Paulo, ficaram, respectivamente, em 101º e 200º no ranking divulgado. Essa pesquisa corrobora o que foi falado anteriormente, sobre São Paulo ser referência em saúde no país e poder ser utilizada como referência em boas práticas para as DMUs ineficientes.

Em relação aos resultados encontrados, a DMU ineficiente Fortaleza, localizada na Região Nordeste, obteve como *benchmarks*, a DMU São Paulo, localizada na Região Sudeste

e a DMU Curitiba, localizada na Região Sul. Como falado anteriormente,  $\lambda_k$  pode ser interpretado como a contribuição de cada DMU eficiente na construção do alvo das DMUs ineficientes. Nesse sentido, quando o  $\lambda_k$  possui um valor diferente de zero, isso indicará que a DMU  $k$  é *benchmark* da DMU em análise. Para Curitiba, o valor do  $\lambda_k$  é 0,31, já para São Paulo, o valor do  $\lambda_k$  é 0,13. Observa-se então, que a contribuição de Curitiba na construção do alvo de Fortaleza é maior que a contribuição de São Paulo, portanto, a recomendação é replicar as práticas, principalmente, de Curitiba. A Capital se destaca por ter um alto valor de curados e um baixo número de óbitos. O detalhamento das práticas gerenciais adotadas tanto por Curitiba como por São Paulo, que podem ser replicadas, será apresentado no próximo tópico.

Campo Grande e Goiânia, localizadas na Região Centro-oeste, e João Pessoa, localizada na Região Nordeste, também tiveram Curitiba e São Paulo como *benchmarks*. Entretanto, diferentemente de Fortaleza, essas DMUs tiveram também Teresina como *benchmark*. O valor  $\lambda_k$  de Teresina é superior ao de Curitiba e São Paulo para Goiânia e João Pessoa, sendo 0,54 para ambas, o que demonstra que Teresina influenciou mais na obtenção dos alvos. Para Curitiba e São Paulo, Goiânia obteve, respectivamente, 0,19 e 0,05. Enquanto João Pessoa obteve 0,06 para Curitiba e 0,01 para São Paulo. Já para Campo Grande, Curitiba possuiu o maior valor de  $\lambda_k$ , de 0,31. O valor de  $\lambda_k$  encontrado para São Paulo foi de 0,01 e para Teresina foi de 0,10. Teresina se destaca por ter um valor alto de curados, analisando proporcionalmente os recursos disponíveis. Além disso, a Capital possui o segundo menor valor de eficiência invertida, o que mostra que a DMU não apresenta mau desempenho e por isso, está distante da fronteira invertida. O detalhamento das práticas gerenciais adotadas por Teresina, que podem ser replicadas, será apresentado no próximo tópico.

Teresina e São Paulo foram o conjunto de referência para duas DMUs ineficientes, Natal, capital localizada na Região Nordeste e Porto Alegre, capital localizada na Região Sul. O valor de  $\lambda_k$  para Teresina foi maior que o de São Paulo para as duas DMUs, sendo 0,19 para Natal e 1,01 para Porto Alegre. Enquanto, para São Paulo, o valor obtido por Natal foi de 0,05 e por Porto Alegre foi de 0,04. Esse resultado mostra que é, de fato, importante analisar as práticas gerenciais adotadas por Teresina.

Por fim, Teresina e Curitiba foram o conjunto de referência para a DMU ineficiente Cuiabá, localizada na Região Centro-oeste. O valor de  $\lambda_k$  encontrado para Teresina foi superior ao encontrado para Curitiba, sendo, respectivamente, 0,25 e 0,20. Esse resultado demonstra que as práticas adotadas por Teresina influenciaram mais a obtenção do alvo e por conta disso, suas práticas gerenciais podem ser replicadas.



## 4.2 ANÁLISE DOS ALVOS

Uma vez analisados os *benchmarks* de cada DMU ineficiente, passa-se para a determinação de seus alvos. Cabe lembrar que os alvos são calculados com base nas DMUs que são *benchmark* da DMU ineficiente, indicando quais práticas devem ser seguidas para que ela alcance a fronteira de eficiência. Como o modelo utilizado foi orientado a *outputs*, tal como apresentado na seção 2.2.2.1, as equações (9) e (19) podem ser utilizadas para encontrar os alvos. A equação (19) mostra a importância dos *benchmarks* na obtenção dos alvos, uma vez que os alvos são obtidos através da combinação linear do conjunto de referência da DMU em avaliação.

Na tabela abaixo, é possível observar o valor original do *output* Curados, mostrado na tabela como “Curados”, e o alvo encontrado através da fórmula anteriormente citada, mostrado na tabela como “Alvo Curados”. Além disso, para fins de comparação, a eficiência padrão encontrada e já analisada em tabela anterior, está mostrada na tabela como “Eficiência Padrão”. Por fim, também foi calculado o aumento percentual entre o valor atual do *output* “Curados” e o “Alvo Curados”, mostrado na tabela como “Aumento Percentual”. Importante ressaltar que a tabela abaixo é composta apenas pelas DMUs ineficientes e que a mesma está ordenada pela “Eficiência Padrão”, de forma decrescente.

DMUs	Curados	Alvo Curados	Eficiência Padrão	Aumento Percentual
Brasília	114,73	116,95	98,10%	2%
Campo Grande	34,22	37,37	91,58%	9%
Cuiabá	23,53	26,60	88,44%	13%
Porto Alegre	55,09	65,75	83,79%	19%
Florianópolis	12,32	14,71	83,78%	19%
Goiânia	52,88	65,03	81,32%	23%
Porto Velho	13,86	17,15	80,83%	24%
Fortaleza	69,80	92,58	75,39%	33%
Rio de Janeiro	148,00	221,12	66,93%	49%
Salvador	63,99	99,49	64,32%	55%
Rio Branco	6,90	10,74	64,24%	56%
Belém	29,77	47,82	62,25%	61%
Natal	21,41	36,76	58,24%	72%

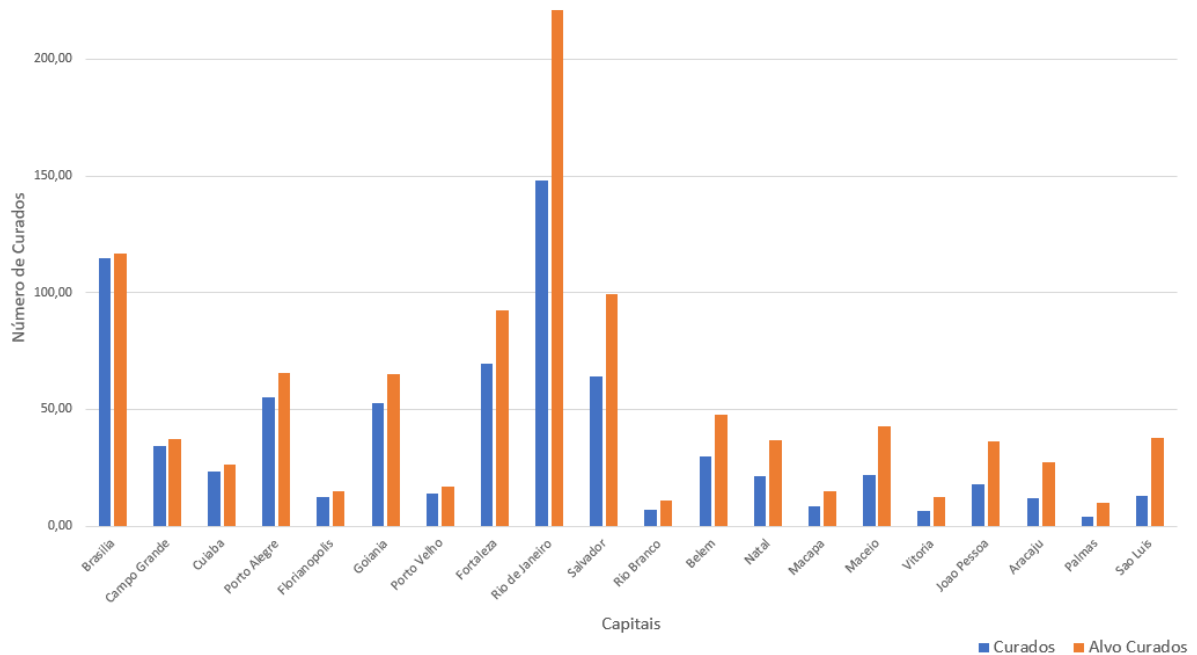
Macapá	8,29	14,76	56,16%	78%
Maceió	22,02	42,59	51,70%	93%
Vitória	6,41	12,52	51,22%	95%
João Pessoa	17,85	36,12	49,41%	102%
Aracaju	11,92	27,18	43,86%	128%
Palmas	4,13	10,20	40,50%	147%
São Luís	13,19	37,66	35,02%	186%

Tabela 6 - Alvos para as DMUs ineficientes

Analisando os valores encontrados, observa-se que o aumento percentual entre o valor original do *output* e o seu alvo foi aumentando ao passo que a eficiência padrão foi diminuindo. Esse resultado é esperado uma vez que quanto mais eficiente a DMU é, menos o seu valor de *output* terá que aumentar, para que ela se torne eficiente. Dessa forma, Brasília, que possui 98% de eficiência padrão, o maior valor entre as DMUs ineficientes, precisa obter um aumento de apenas 2% para se tornar eficiente, menor valor percentual encontrado. Por outro lado, São Luís, que possui 35% de eficiência padrão, o menor valor entre as DMUs ineficientes, precisa obter 186% de aumento no seu *output* para se tornar eficiente, maior valor percentual encontrado.

Entretanto, em valores absolutos, a DMU que mais precisa aumentar o seu número de curados é o Rio de Janeiro, por conta do tamanho da DMU. Na Figura (8), é possível observar um gráfico que compara o número original de curados e os alvos de todas as DMUs mostradas na tabela.

Figura 8 – Gráfico Comparativo Capitais X Número de Curados



Fonte: Autor

#### 4.3 ANÁLISE ATRAVÉS DA EFICIÊNCIA COMPOSTA NORMALIZADA

Após serem analisados as eficiências das DMUs, os *benchmarks* e os alvos, é possível realizar o ordenamento das DMUs através do enfoque da fronteira invertida, que foi mencionado na seção 2.2.3. Sabe-se que um ponto negativo do uso do enfoque da fronteira invertida é a impossibilidade de identificação de *benchmarks* e alvos para as DMUs ineficientes, pois, como o índice da eficiência composta utiliza as referências positivas e negativas, se torna impossível determinar parâmetros para comparação com as demais DMUs em análise. Por isso, o ideal é que esse enfoque seja usado apenas para auxiliar na ordenação das DMUs através da eficiência composta.

Na tabela (7) abaixo, é possível verificar as DMUs, a Região em que estão localizadas e o valor encontrado para a Eficiência Composta Normalizada, mostrada na tabela como “Eficiência Composta\*”. Para fins comparativos, o valor da Eficiência Padrão também foi colocado na tabela. As DMUs estão ordenadas de maneira decrescente, ranqueadas de acordo com a eficiência composta normalizada encontrada, já sendo possível, observar então, a ordenação obtida por meio deste enfoque.

Região	DMUs	Eficiência Padrão	Eficiência Composta*
Sudeste	São Paulo	100,00%	100,00%
Nordeste	Teresina	100,00%	94,90%
Sul	Curitiba	100,00%	93,52%
Centro-oeste	Campo Grande	91,58%	88,77%
Norte	Manaus	100,00%	84,86%
Nordeste	Recife	100,00%	83,94%
Centro-oeste	Cuiabá	88,44%	81,59%
Sudeste	Belo Horizonte	100,00%	81,12%
Sul	Florianópolis	83,78%	79,22%
Norte	Boa Vista	100,00%	78,41%
Centro-oeste	Goiânia	81,32%	77,97%
Centro-oeste	Brasília	98,10%	73,01%
Sul	Porto Alegre	83,79%	72,66%
Norte	Porto Velho	80,83%	72,35%
Nordeste	Fortaleza	75,39%	66,74%
Nordeste	Salvador	64,32%	63,03%
Nordeste	Natal	58,24%	59,24%
Norte	Rio Branco	64,24%	53,10%
Nordeste	Maceió	51,70%	49,92%
Norte	Macapá	56,16%	49,41%
Norte	Belém	62,25%	47,13%
Sudeste	Rio de Janeiro	66,93%	42,03%
Nordeste	João Pessoa	49,41%	41,76%
Sudeste	Vitória	51,22%	30,65%
Nordeste	Aracaju	43,86%	26,25%
Norte	Palmas	40,50%	24,24%
Nordeste	São Luís	35,02%	20,96%

Tabela 7 - Ordenação das DMUs de acordo com a Eficiência Composta Normalizada

Analisando os resultados, nota-se que São Paulo, Teresina e Curitiba foram as 3 melhores colocadas e todas foram também eficientes segundo a eficiência padrão. Como falado na seção 4.1, as práticas gerenciais adotadas pelas três DMUs serão mostradas na próxima

seção, por elas terem sido as melhores colocadas no ranqueamento segundo a fronteira composta normalizada, e para que as DMUs ineficientes que possuem essas DMUs como *benchmarks* possam replicar as práticas adotadas.

Depois de São Paulo, Teresina e Curitiba, está a DMU Campo Grande, que mesmo sem ter obtido 100% de eficiência padrão, obteve o 4º lugar no raqueamento, obtendo uma posição melhor que 4 DMUs eficientes. Isso acontece porque a eficiência composta não permite especialização das DMUs, logo, a DMU precisa ter bom desempenho nas variáveis que se destaca mas não ter um mau desempenho nas variáveis que não se destaca.

Dessa forma, uma DMU que não é eficiente, ou seja, possui eficiência padrão menor que 100%, pode ficar na frente no ranking pela eficiência composta normalizada, por ser melhor na média dos resultados obtidos em relação à fronteira padrão e à fronteira invertida. Logo, apesar de não se destacar em relação a uma variável específica, a DMU pode ter bons resultados de maneira geral, e por isso, obter melhor posição no *ranking*.

Depois de Campo Grande, estão as DMUs Manaus e Recife, que obtiveram 100% na eficiência padrão. Em sequência, está a DMU Cuiabá, que assim como Campo Grande, não foi eficiente segundo a fronteira padrão e está mais bem posicionada que 2 DMUs eficientes. Depois de Cuiabá, está localizada a DMU eficiente Belo Horizonte, seguida por Florianópolis, que não obteve 100% na eficiência padrão. Por fim, está a DMU Boa Vista, que foi a última DMU eficiente do ranking. Depois de Boa Vista, estão as outras 17 DMUs analisadas. Vitória, Aracajú, Palmas e São Luís se destacam por terem ocupados os últimos lugares do *ranking* e por terem obtido 100% de eficiência invertida.

#### 4.4 PRÁTICAS GERENCIAIS DE SÃO PAULO, TERESINA E CURITIBA

##### 4.4.1 SÃO PAULO

Segundo a Prefeitura Municipal de São Paulo (2020), a Secretaria Municipal de Saúde buscou se antecipar as estratégias de enfrentamento a pandemia de COVID-19, fornecendo a recomendação adequada à população antes mesmo dos primeiros casos ocorrerem. Essas recomendações iniciaram ainda em janeiro de 2020, quando foi iniciada a estruturação das ações de vigilância e assistência, incluindo a divulgação de estratégias de prevenção e a estruturação de canal para notificação dos casos suspeitos.

A estratégia inicialmente adotada foi a capacitação dos profissionais de saúde, para que pudesse ser feito o reconhecimento de casos, bem como a orientação em relação ao seu

manejo clínico. Também foram amplamente divulgadas as estratégias de prevenção ao vírus, e estruturadas ações para a notificação dos casos. Além da capacitação em relação ao novo Coronavírus, foram realizadas ações nos serviços de saúde, principalmente aqueles que são porta de entrada para possíveis casos. Para preparar as equipes, foram realizadas simulações na rede hospitalar municipal visando o manejo clínico de casos. Já na rede básica, além das estratégias anteriormente citadas, foi elaborado protocolo de checagem de itens e práticas essenciais para prevenção e enfrentamento ao vírus. (PREFEITURA MUNICIPAL DE SÃO PAULO, 2020).

Levando-se em conta a relevância e magnitude da cidade de São Paulo, a Secretaria Municipal de Saúde participou dos principais fóruns para discussão e elaboração de estratégias de enfrentamento em conjunto com demais atores, como a Secretaria de Estado da Saúde e o Ministério da Saúde. Isso fez com que, quando houve o primeiro caso de COVID-19 na cidade de São Paulo, a Capital já estivesse preparada para o reconhecimento, notificação e investigação dos casos. A Secretaria havia estruturado suas ações de vigilância em saúde e sua rede de serviços de saúde, e estava, assim, preparada para o enfrentamento à pandemia. (PREFEITURA MUNICIPAL DE SÃO PAULO, 2020).

Após o primeiro caso da doença ter sido identificado no município, foi realizado o acompanhamento próximo dos casos para que fosse efetivado o bloqueio da cadeia epidemiológica de transmissão do vírus. Entretanto, a confirmação da transmissão comunitária em território brasileiro, exigiu que o município de São Paulo adotasse estratégias de intensificação da comunicação para prevenção e de distanciamento social. Dessa forma, em 22 de março de 2020, houve o decreto de quarentena. (PREFEITURA MUNICIPAL DE SÃO PAULO, 2020).

Além disso, após a identificação da potencialidade de transmissão em ambiente hospitalar, a Secretaria adotou medidas para mitigação da contaminação cruzada e elaborou seu plano de expansão de leitos. Esse plano visou realizar a remodelagem dos leitos hospitalares municipais, transformando parte deles em leitos de UTI, e a construção de hospitais de campanha. Também houveram compras emergenciais de insumos estratégicos para o combate à pandemia. (PREFEITURA MUNICIPAL DE SÃO PAULO, 2020).

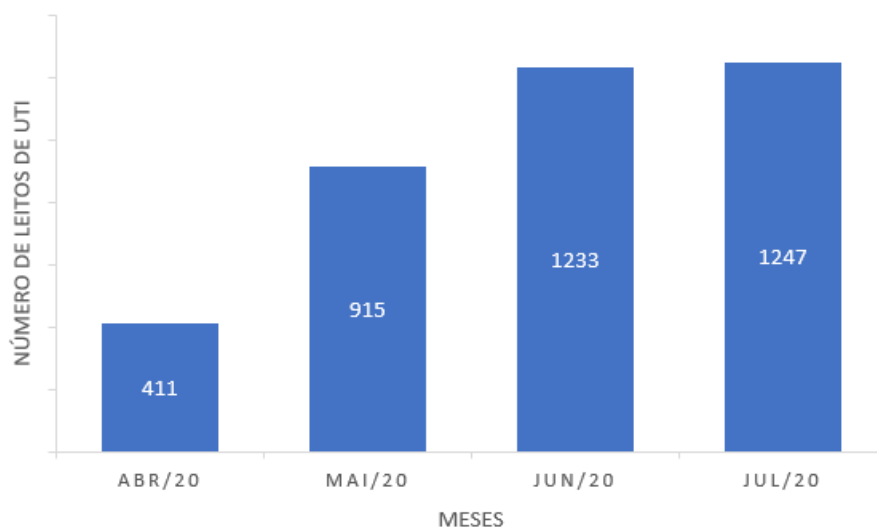
Com o intuito de complementar a rede de assistência hospitalar, a Prefeitura instalou dois hospitais de campanha na Capital. Os hospitais foram montados no Pacaembu e no complexo do Anhembi e estão em funcionamento desde o início de abril, contando, respectivamente, com 200 e 1800 leitos. O Hospital de Campanha do Anhembi é referência para rede básica e hospitalar para casos de baixa complexidade com potencial de agravamento,

conforme quadro clínico e comorbidades e para casos de média complexidade. Já o Hospital de Campanha do Pacaembu, oferece assistência aos casos graves em restabelecimento que necessitem de continuidade do cuidado e pacientes COVID-19 oncológicos, com objetivo de reduzir a pressão aos leitos de UTI dos hospitais municipais. (PREFEITURA MUNICIPAL DE SÃO PAULO, 2020).

Nesse sentido, segundo a Secretaria Municipal de Saúde (2020), para garantir assistência integral a todos os paulistanos usuários do Sistema Único de Saúde, 9 hospitais ficaram disponíveis para a população, sendo 7 hospitais próprios, que passaram a integrar a rede municipal e 2 hospitais de campanha, voltados especificamente para o enfrentamento da COVID-19. Na figura (9), adaptada da Secretaria Municipal de Saúde (2020), é possível verificar a expansão dos leitos operacionais UTI destinados exclusivamente para a COVID-19 no município entre 16 de abril e 31 de julho de 2020.

Observa-se que entre 16 de abril e 30 de maio, dada a pressão sobre a rede hospitalar com o aumento do número de casos, a Secretaria Municipal da Saúde mais que dobrou o número de leitos operacionais UTI exclusivos para tratamento de COVID-19. Passou-se de 411 para 915 leitos, o que representou um aumento de 122,62%. O esforço foi mantido no final de maio e junho, quando se expandiram os leitos de UTI de 915 para 1233, gerando um aumento de 34,75%. Entre junho e julho, com o maior controle da epidemia e relativa estabilização da taxa de ocupação, manteve-se o número de leitos no mesmo patamar, chegando a 1247 leitos de UTI. Dessa forma, analisando o período como um todo, houve, portanto, o aumento de 836 leitos de UTI no total, o que representa um acréscimo de 203,40%. (SECRETARIA MUNICIPAL DE SAÚDE, 2020).

Figura 9 – Gráfico Evolução Número de Leitos de UTI X Meses



Fonte: Autor

#### 4.4.2 TERESINA

Segundo a Prefeitura Municipal de Teresina (2021), desde o início da pandemia houve a realização de treinamentos com os profissionais da Atenção Básica em Saúde com o intuito de fortalecer a ação de médicos, enfermeiros e técnicos de enfermagem no âmbito de atendimento da epidemia do coronavírus. Todas as aulas ministradas foram gravadas para que as informações sejam disseminadas entre os profissionais e mantenhamos um fluxo único determinado pelo Ministério da Saúde.

Outro ponto importante é que a Prefeitura de Teresina foi destaque no Brasil por fazer uma busca ativa de familiares que residem na mesma casa de pessoas com COVID-19. A prática, até então, inovadora, chamou a atenção dos órgãos de saúde e fez com que o Município fosse selecionado pelo Ministério da Saúde e pela Organização Pan-Americana da Saúde, da Organização Mundial de Saúde, para um debate virtual. (PREFEITURA MUNICIPAL DE TERESINA, 2021).

Ainda segundo a Prefeitura Municipal de Teresina (2021), em relação aos recursos utilizados, foram feitos alguns ajustes nos recursos já existentes. Algumas Unidades Básicas de Saúde foram destinadas, exclusivamente, para pessoas com síndromes gripais, incluindo quadro de COVID-19, para otimizar o serviço. No total, Teresina conta com 26 Unidades Básicas de Saúde que dão assistência a esses casos e funcionam todos os dias, sendo algumas delas exclusivas para atendimento de síndromes gripais. Dessa forma, o paciente com sintomas gripais pode receber todo o atendimento necessário, incluindo a avaliação do caso, que pode envolver orientação médica, a prescrição de medicamentos, a indicação de isolamento domiciliar ou mesmo encaminhamento para hospitais ou UPAS, em casos mais graves.

Para aumentar os recursos já existentes, segundo a Prefeitura de Teresina (2021), um hospital de campanha foi construído, chamado de João Claudino, para atender pacientes com insuficiência respiratória aguda grave em casos suspeitos ou confirmados de COVID-19. A estrutura foi montada em anexo ao Hospital de Urgência de Teresina (HUT), e contou com a criação de 60 novos leitos de Unidades de Terapia Intensiva (UTIs). Mais dois hospitais de campanha foram instalados pelo município, sendo um na quadra de badminton da Universidade Federal do Piauí (UFPI), e outro no Lar da Fraternidade. O foco desses hospitais era de atender pacientes vindos de outros hospitais e UPAs de Teresina, em ambulância do Samu e classificados como casos de média e alta gravidade decorrentes da COVID-19.



Com o crescimento de casos da doença na cidade, além da construção dos hospitais de campanha anteriormente citados, o município buscou ampliar ainda mais a rede de atendimento para a população. Nesse sentido, a prefeitura firmou contrato com alguns hospitais particulares, que já contam com todo o suporte tecnológico e profissionais qualificados, para que fossem disponibilizados novos leitos de UTI no local para atender pacientes do SUS que estejam com quadro grave da COVID-19. (PREFEITURA MUNICIPAL DE TERESINA, 2021).

Importante ressaltar que os novos leitos de UTI são controlados pela Regulação da Prefeitura de Teresina, que coordena as atividades hospitalares. Os mesmos possuem uma equipe qualificada, que segue protocolos e que organiza toda a demanda para utilizar os leitos de internação e de UTI de acordo com a prioridade dos casos. (PREFEITURA MUNICIPAL DE TERESINA, 2021).

Em relação aos funcionários, inicialmente, houve a convocação de 45 profissionais de saúde aprovados em um processo seletivo emergencial para contratação, com objetivo de reforçar o quadro de funcionários que atuam na linha de frente do combate à COVID-19. Após um período, foi divulgada uma nova lista de convocação, contendo mais 104 profissionais de saúde para o enfrentamento à COVID-19. (PREFEITURA MUNICIPAL DE TERESINA, 2021).

#### 4.4.3 CURITIBA

Segundo a Prefeitura de Curitiba (2020), desde janeiro já foi iniciado o trabalho de preparação da rede municipal através de um Plano de Contingência que foi ativado conforme o vírus circulava. Em relação ao aproveitamento dos recursos, três hospitais foram destinados exclusivamente para COVID-19, contendo cerca de 880 leitos SUS para pacientes com a doença. Os três hospitais foram instalados em parceria com entidades privadas, Vitória, em parceria com o Grupo Amil; Instituto de Medicina, em parceria com a Santa Casa de Misericórdia e a Casa Irmã Dulce.

Além disso, também foi feita a reorganização das unidades visando concentrar os esforços no atendimento da COVID-19. Onze postos ficaram exclusivos para vacinação de rotina. Outras 74 unidades tiveram o atendimento com separação de fluxo de pacientes (rotina e sintomáticos respiratórios). A reorganização permitiu o remanejamento de equipes de outras 26 unidades para outros pontos de atenção da rede pública. Conforme a pandemia regride, as unidades vão sendo reativadas. Também houve remanejamento dos funcionários, gerando mais

de 850 profissionais na linha de frente contra a COVID-19. (PREFEITURA DE CURITIBA, 2020).

Ainda segundo a Prefeitura de Curitiba (2020), em relação às medidas de controle de propagação do vírus, o prefeito da Capital, Rafael Greca, anunciou no dia 12 de março de 2020 que a cidade iria restringir a circulação de pessoas e endurecer restrições contra a COVID-19 por nove dias inicialmente, após o dia 13 do mesmo mês. Segundo ele, a capital entrará em *lockdown*.

#### 4.5 ANÁLISE COMPARATIVA COM O ÍNDICE DE DESENVOLVIMENTO HUMANO

Segundo o Brasil Escola (2021), o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) é um dado estatístico criado pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) para contrapor os dados econômicos utilizados para medir a riqueza dos países e passar a analisar o desenvolvimento do local a partir de outros fatores. O IDH é medido todos os anos pela Organização das Nações Unidas e procura acompanhar a evolução do bem-estar social dos países.

Segundo o Dicionário Financeiro (2021), o índice é obtido através de três indicadores principais centrados nos pilares de educação, expectativa de vida ao nascer e renda da população. O IDH é obtido a partir da média geométrica dos três indicadores, dessa forma, conforme um ou mais dos indicadores são menores, o valor é reduzido refletindo os efeitos dos indicadores baixos. Se o resultado estiver muito próximo da unidade, as três componentes estão próximas de seus níveis máximos. Importante ressaltar que esse índice possui limitações, pois não considera outros fatores, como a sustentabilidade, a distribuição de renda e outros importantes elementos sociais.

Em relação aos cálculos, o índice de expectativa de vida é medido pelo desvio em relação às medidas adotadas como máxima e mínima para os anos de vida esperados. Atualmente esse máximo é de 85 anos e o mínimo é de 20 anos. O índice de educação mede a escolaridade da população analisada, sendo que este indicador é dividido em duas partes: anos de escolaridade esperados e anos de escolaridade média. Para a escolaridade esperada, o valor dado é dividido por um denominador igual a 18 e para a escolaridade média o valor dado é dividido por 15. Com os dois valores, é possível calcular o índice de educação que deverá fazer parte do cálculo do IDH. Por fim, o índice de renda per capita vem da medida de Renda Nacional Bruta per capita, ou seja, os rendimentos por cada membro da população. Este valor

é convertido em dólares de um ano base fixado e em Paridade dos Poderes de Compra. (DICIONÁRIO FINANCEIRO, 2021).

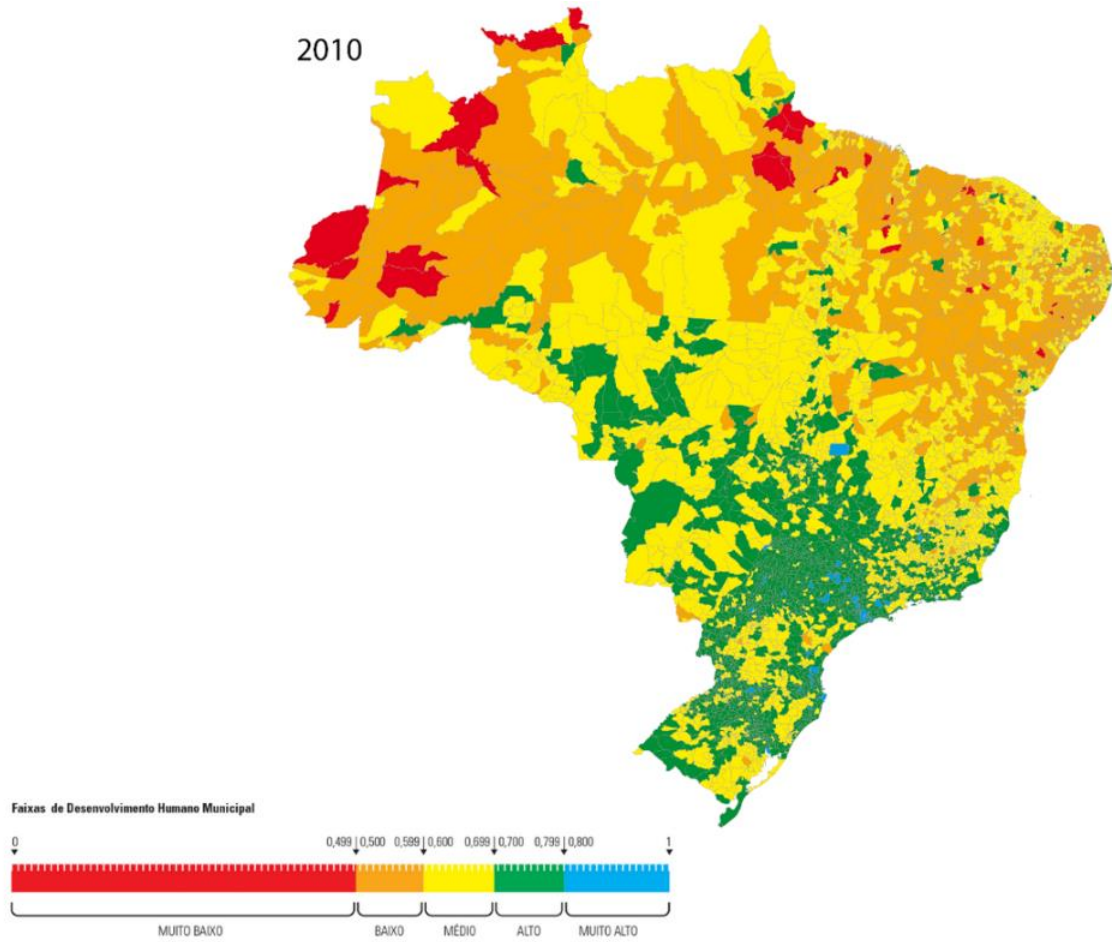
Em relação aos valores obtidos, pode-se observar as categorias sob as quais são divididos os países com base em seus respectivos IDHs: IDH baixo: reúne todos os países que apresentam IDH abaixo de 0,500; IDH médio: países com IDH entre 0,500 e 0,799; IDH alto: países com desenvolvimento humano entre 0,800 e 0,899 e IDH muito alto: países cujo índice encontra-se igual ou acima de 0,900. (BRASIL ESCOLA, 2021).

Para medir o desenvolvimento humano de cidades, existe o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM). O IDHM brasileiro segue as mesmas três dimensões do IDH Global - longevidade, educação e renda, mas vai além: adequa a metodologia global ao contexto brasileiro e à disponibilidade de indicadores nacionais. Embora meçam os mesmos fenômenos, os indicadores levados em conta no IDHM são mais adequados para avaliar o desenvolvimento dos municípios brasileiros. No ano de 2012, o PNUD Brasil, o IPEA e a Fundação João Pinheiro assumiram o desafio de adaptar a metodologia do IDH global para calcular o IDH Municipal (IDHM) dos 5.565 municípios brasileiros a partir de dados do Censo Demográfico de 2010. (ATLAS BRASIL, 2021).

Importante ressaltar que o IDHM possui ajustes para melhor se adequar à realidade brasileira, adaptando-se às bases de dados do Censo Demográfico e às características inatas aos municípios. Por isso, não é possível realizar qualquer tipo de comparação entre o IDHM de um município e o IDH de um país já que a construção da metodologia de cálculo teve como objetivo adequar a metodologia do IDH global ao contexto brasileiro. Dessa forma, foram utilizados indicadores mais adequados para avaliar condições de núcleos sociais menores e houve também a adaptação da metodologia aos indicadores disponíveis nos Censos Demográficos brasileiros, de forma a garantir mesma fonte de dados e comparabilidade entre todos os municípios. (ATLAS BRASIL, 2021).

Abaixo, é possível observar a figura (10), que mostra o mapa brasileiro dos municípios segundo o IDHM. Analisando o mapa, é possível observar que o país possui maior IDHM nas Região do Sul e Sudeste.

Figura 10 - Mapa IDHM Brasil



Fonte: Atlas Brasil, c2021.

Como o IDHM considera indicadores de renda, educação e longevidade, espera-se que localidades que sejam mais desenvolvidas possuam mais recursos para lidar com situações adversas, como a pandemia do COVID-19. Diante do exposto, poderia existir uma relação entre a o IDHM e a eficiência padrão obtida pelas capitais.

Logo, buscando entender se existe algum tipo de relação entre a eficiência encontrada no gerenciamento da pandemia do COVID-19 e o IDHM da Capital, na tabela abaixo encontram-se os resultados obtidos das 27 capitais que estão sendo analisadas no presente estudo. Importante destacar que esse cálculo foi realizado com base nos índices obtidos em 2010, que é a última versão publicada que inclui o detalhamento dos municípios do país.

Capital	IDHM	IDHM Renda	IDHM Educação	IDHM Longevidade
Florianópolis (SC)	0,847	0,873	0,800	0,870

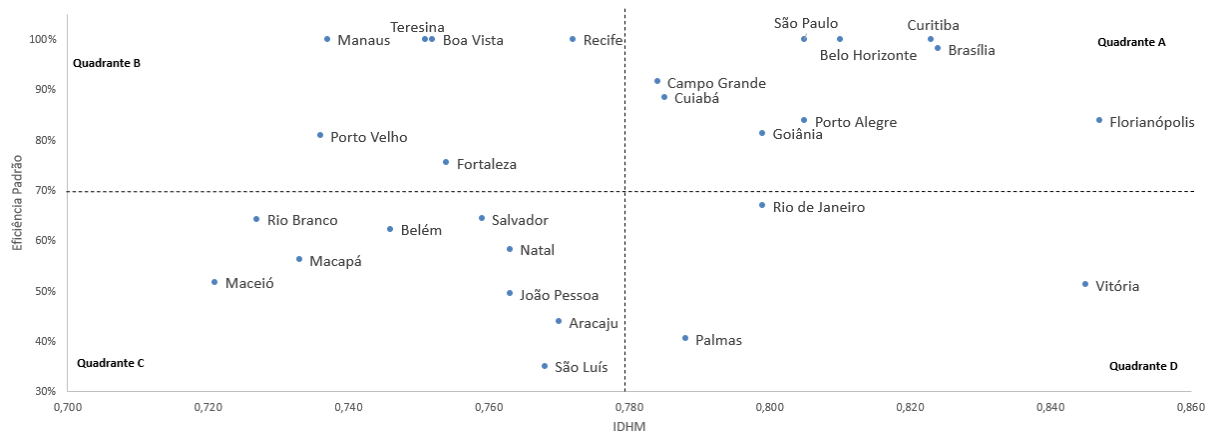
Vitória (ES)	0,845	0,855	0,805	0,876
Brasília (DF)	0,824	0,873	0,742	0,863
Curitiba (PR)	0,823	0,855	0,768	0,850
Belo Horizonte (MG)	0,810	0,856	0,737	0,841
Porto Alegre (RS)	0,805	0,857	0,702	0,867
São Paulo (SP)	0,805	0,855	0,725	0,843
Rio de Janeiro (RJ)	0,799	0,845	0,719	0,840
Goiânia (GO)	0,799	0,838	0,739	0,824
Palmas (TO)	0,788	0,827	0,749	0,789
Cuiabá (MT)	0,785	0,834	0,726	0,800
Campo Grande (MS)	0,784	0,844	0,724	0,790
Recife (PE)	0,772	0,825	0,698	0,798
Aracaju (SE)	0,770	0,823	0,708	0,784
São Luís (MA)	0,768	0,813	0,752	0,741
Natal (RN)	0,763	0,835	0,694	0,768
João Pessoa (PB)	0,763	0,832	0,693	0,770
Salvador (BA)	0,759	0,835	0,679	0,772
Fortaleza (CE)	0,754	0,824	0,695	0,749
Boa Vista (RR)	0,752	0,816	0,708	0,737
Teresina (PI)	0,751	0,820	0,707	0,731
Belém (PA)	0,746	0,822	0,673	0,751
Manaus (AM)	0,737	0,826	0,658	0,738
Porto Velho (RO)	0,736	0,819	0,638	0,764
Macapá (AP)	0,733	0,820	0,663	0,723
Rio Branco (AC)	0,727	0,798	0,661	0,729
Maceió (AL)	0,721	0,799	0,635	0,739

Tabela 8 - IDHM das Capitais

Analisando as 10 capitais que obtiveram o maior IDHM, nota-se que 3 foram eficientes segundo a fronteira padrão, totalizando 30%, além disso, Florianópolis, capital que apresentou



Figura 12 - Gráfico de Dispersão IDHM X Eficiência Padrão dividido em quadrantes



Fonte: Autor.

Observa-se que o quadrante A e o quadrante C são os mais esperados, pois possuem DMUs que apresentam os melhores resultados de eficiência padrão e IDHM (Quadrante A) e as DMUs que apresentam os piores resultados de eficiência padrão e IDHM (Quadrante C). Entretanto, os quadrantes B e D possuem DMUs que não acompanham os resultados esperados. Um Exemplo disso é a DMU Vitória, que apresenta um IDHM considerado muito alto, mas obteve somente 51% na eficiência padrão.

Apesar de não haver indícios do IDHM influenciar a eficiência padrão, é importante ressaltar que todas as capitais do Brasil possuem IDHM maior que 0,7, o que é considerado um valor alto. Apenas Florianópolis, Vitória, Brasília, Curitiba, Belo Horizonte, Porto Alegre e São Paulo possuem IDH maior que 0,8, considerado muito alto.

Nesse contexto, Péricles *et. al.* (2021) desenvolveram um estudo que foi publicado no site da Secretaria de Saúde do Estado de Goiás, no qual foi analisada a relação da COVID-19 com o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) nas cidades de Goiás. O estudo encontrou um resultado oposto à hipótese inicial, de que quanto maior o IDH do município, menos vulnerável os residentes do município estariam. Como justificativa para os resultados encontrados, foi argumentado que locais com maior IDH, têm maior capacidade de investirem em seus sistemas de saúde, além de poderem implantar sistemas de vigilância mais desenvolvidos e notificar casos e óbitos por COVID-19 com maior eficiência, o que pode contribuir para as maiores mortalidades nestes locais em comparação com países que investem menos na saúde da população e que permitem que ocorram subnotificações.

Por outro lado, Galvan *et. al.* (2020) desenvolveram uma pesquisa avaliando a influência de 14 variáveis em conjunto com Redes Neurais Artificiais (RNA) para verificar se existia relação entre o número de casos e óbitos por COVID-19 nos estados brasileiros e como

resultado, encontraram que as taxas menores de casos e óbitos por COVID-19 foram registradas em estados brasileiros que possuem melhores taxas de aplicação de vacina contra influenza, maior número de leitos de UTI, respiradores, médicos e enfermeiras por 100 mil habitantes, os quais, conseqüentemente possuem alguns dos maiores IDH do Brasil

Diante do exposto, pode-se inferir que o IDH pode, de fato, ter influenciado o resultado positivo de algumas capitais no gerenciamento da pandemia do COVID-19, mas também, não há como afirmar que existe relação entre as variáveis. Dessa forma, serão necessários mais estudos e metodologias diferentes de modo a aferir a relação entre o gerenciamento eficiente da pandemia do COVID-19 e o IDH do local.



## 5. CONCLUSÃO

O presente estudo fez uso da Análise Envoltória de Dados para realizar a avaliação de eficiência das 26 capitais dos 26 estados do Brasil e do Distrito Federal, que é a capital do país, no gerenciamento da Pandemia de COVID-19, conforme descrito no objetivo geral. Dessa forma, foi determinado o índice de eficiência de cada uma das capitais, foram identificados os *benchmarks* e os alvos para as Capitais ineficientes, além da criação de um ranking baseado nas eficiências compostas normalizadas encontradas.

Em relação a escolha das variáveis nos modelos DEA, foram utilizadas 6 variáveis, 4 *inputs* e 2 *outputs*. Os *inputs* foram a população total de cada capital, o número de leitos do Sistema Único de Saúde (SUS) existentes para internação, o número de funcionários que trabalham no Sistema Único de Saúde (SUS) e a quantidade de recurso que cada capital recebeu em 2020 para usar no combate à pandemia. Já os *outputs* foram o número de pacientes que foram internados e curados, e o número de óbitos que ocorreram por consequência da doença. O *output* de óbitos é indesejável e ele foi tratado como um *input* do modelo. Os dados utilizados são referentes aos meses de março a dezembro de 2020, ano de início da pandemia do COVID-19.

Em relação ao modelo DEA, na abordagem inicial, foi utilizado o modelo BCC para levar em consideração a possível influência do tamanho das capitais nos seus índices de eficiência. A orientação a *outputs* foi escolhida para maximizar o número de pacientes recuperados, dados os recursos disponíveis para cada capital. Para identificar os piores desempenhos do conjunto, também foi feita uma análise das eficientes utilizando a abordagem da fronteira invertida.

Na análise realizada com o modelo BCC, 53% das Capitais foram eficientes. Ao fazer a análise da eficiência em relação à fronteira invertida, foi observado que 5 das capitais eficientes na fronteira padrão, também foram eficientes na fronteira invertida. Analisando os resultados, foi observado que algumas DMUs poderiam estar sendo penalizadas por conta do tamanho, já que o modelo BCC tem a característica de classificar DMUs como eficientes por *default*, menor *input* ou maior *output*. Dessa maneira, para verificar se as DMUs eram eficientes por *default*, foi feita uma análise utilizando o modelo CCR.

Com o modelo CCR, as capitais eficientes na fronteira padrão foram São Paulo, Belo Horizonte, Curitiba, Recife, Manaus, Teresina e Boa Vista, totalizando 25,9%. Diferentemente do modelo BCC, nenhuma dessas Capitais eficientes na fronteira padrão, foi eficiente na fronteira invertida.

Após a determinação da eficiência de cada uma das capitais, foram identificados os *benchmarks* das DMUs ineficientes. Assim, São Paulo foi *benchmark* de todas as DMUs ineficientes com exceção apenas Cuiabá. Apesar desse resultado não ter tanto sentido prático numérico para as capitais menores, uma vez que São Paulo é a maior metrópole do país, sabe-se da relevância que a Capital tem no Brasil, por ter, por exemplo, hospitais pioneiros no estabelecimento de protocolos para tratar a COVID-19 e o Instituto Butantan, o que faz com que suas práticas possam ser utilizadas como referência para essas DMUs ineficientes. As outras DMUs eficientes também foram *benchmarks*, por possuírem valores altos no *output*, comparando com os recursos utilizados. Dessa forma, foram analisados alguns conjuntos de referência de DMUs ineficientes, para verificação dos resultados.

Após a análise dos *benchmarks*, os alvos foram calculados juntamente com a variação percentual em relação ao valor original do *output*, após isso, as variações percentuais foram comparadas com as eficiências obtidas pelas DMUs. Com os alvos, foi possível observar qual seria o número de curados para todas as capitais ineficientes, caso tivessem práticas eficientes, considerando os recursos utilizados nessa avaliação.

Por fim, a abordagem da fronteira invertida foi utilizada para a criação de um ranking das DMUs de acordo com a eficiência composta normalizada. Com o uso dessa técnica, apenas São Paulo ficou com índice de eficiência composta normalizada de 100%, ocupando o primeiro lugar. Seguida de São Paulo, Teresina ocupou a segunda posição e Curitiba ocupou a terceira posição no ranking. As principais práticas adotadas por essas três DMUs foram descritas em sequência, para que possam ser replicadas pelas DMUs ineficientes.

Também foi feita uma análise comparativa utilizando o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), para entender se havia alguma relação entre esse indicador e as eficiências encontradas através da Análise Envoltória de Dados. Analisando os resultados e o gráfico de dispersão, não foi encontrada nenhuma relação relevante entre os índices. Entretanto, importante ressaltar que o IDH de todas as capitais é considerado como, pelo menos, alto.

Em relação às dificuldades encontradas para o presente estudo, a etapa de obtenção de dados possui grande destaque. Inicialmente, a Análise Envoltória de Dados seria aplicada nos 92 municípios do Estado do Rio de Janeiro. Entretanto, após a análise dos dados disponíveis, notou-se que os dados de algumas variáveis não faziam sentido, por exemplo, alguns municípios possuíam óbitos, sem apresentar internações, o que pode ter acontecido devido o encaminhamento de alguns pacientes para municípios próximos, que possuísem maior estrutura. Essa situação gerou a hipótese da ocorrência de subnotificações e possíveis distorções no preenchimento das informações, especialmente em municípios menores. Dessa forma, diante

da impossibilidade de seguir com a análise dos municípios, foi decidido realizar o projeto com as Capitais do País, já que são locais que possuem maior facilidade de acesso aos dados necessários.

Entretanto, mesmo com a utilização das Capitais, uma limitação do projeto foi o acesso a dados de outras variáveis que poderiam ser incluídas no modelo. Como o número de respiradores que cada capital possui disponível e o número de curados que precisou ser internado em Unidades de Tratamento Intensivas. Outro ponto importante foi a dificuldade de obtenção de informação sobre as ações que as principais capitais tomaram para enfrentar a COVID-19, já que nem todas possuíam essas informações consolidadas e com fácil acesso.

Mesmo com os desafios e com as limitações citadas anteriormente, a utilização da Análise Envoltória de Dados traz contribuições importantes para a presente pesquisa, já que possibilita a avaliação da gestão das capitais na pandemia do COVID-19, situação que vem modificando e desafiando o mundo inteiro. Dessa forma, foi possível observar quais capitais foram mais eficientes e quais foram as práticas adotadas pelas mesmas, para que possam servir de exemplo para outras capitais que apresentaram mau desempenho.

Em relação aos estudos futuros, sugere-se utilizar outras variáveis relacionadas à vacinação contra a COVID-19, para entender como a rapidez na vacinação da população pode ter afetado os locais. Também sugere-se a realização de análises comparativas com outros indicadores além do índice de desenvolvimento, como o Produto Interno Bruto (PIB), para entender se há alguma relação entre o indicador e a eficiência obtida. Além disso, seria interessante analisar outros fatores, como a concentração populacional em cada local, pois como o vírus em questão possui alta transmissibilidade, esse fator pode ter influenciado na eficiência obtida.

Finalmente, sugere-se uma avaliação com o uso de dados mais recentes, uma vez que a pandemia continuou afetando o mundo ao longo de 2021, havendo o desenvolvimento de novas variantes, que mudaram continuamente a forma de combate ao vírus. Diante disso, os resultados podem ser diferentes, já que os governantes tiveram mais tempo para se planejar e criar ações para diminuir as consequências geradas pelo vírus.

## REFERÊNCIAS

ANDRADE, B. H. S.; SERRANO, A. L. M.; BASTOS, R. F. S.; FRANCO, V. R. *Eficiência do Gasto Público no Âmbito da Saúde: uma análise do desempenho das capitais brasileiras*. Revista Paranaense de Desenvolvimento-RPD, 38(132), 2017.

ANGULO MEZA, L.; ESTELLITA LINS, M. P. *Review of Methods for Increasing Discrimination in Data Envelopment Analysis*. Annals of Operations Research, New Jersey/USA, v. 116, p. 225-242, 2002.

AQUINO, ESTELA M. L. *et al. Medidas de distanciamento social no controle da pandemia de COVID-19: potenciais impactos e desafios no Brasil*. Ciência & Saúde Coletiva, Rio de Janeiro, v. 25, p. 2.423-2.446, 2020. Suplemento 1. DOI: 10.1590/1413-81232020256.1.10502020.

AROEIRA, T.; FERREIRA, F. R.; VILELA, B. *Mais de 100.000 óbitos: Avaliação da Eficiência dos Hospitais do SUS no Tratamento à COVID-19 nos municípios brasileiros*. RAHIS, Revista de Administração Hospitalar e Inovação em Saúde Vol. 17, n2 . Belo Horizonte, MG, 2020.

ATLAS BRASIL. *Atlas do Desenvolvimento Humano do Brasil*, c2021. Disponível em: <<http://www.atlasbrasil.org.br/acervo/atlas>>. Acesso em: 27 de dez. de 2021.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. *Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis*. Management Science, 30, 1078-1092, 1984.

BARBOSA, F. C.; FUCHIGAMI, H. Y. *Análise Envoltória De Dados Teoria E Aplicações*. Management Science, 2018.

BRAND, Gilberto. *EVOLUÇÃO HISTÓRICO-TEÓRICA DO*. p. 1–31 , 2012.

BRASIL. Constituição (1988). *Constituição da República Federativa do Brasil de 1988*. Brasília, DF: Presidência da República, 2016 . Disponível em:

<[https://www.senado.leg.br/atividade/const/con1988/con1988\\_15.12.2016/art\\_23\\_.asp](https://www.senado.leg.br/atividade/const/con1988/con1988_15.12.2016/art_23_.asp)>  
Acesso em: 11 set. 2021.

BRASIL ESCOLA. *Como é feito o Cálculo do IDH*, c2021. Disponível em: <<https://brasilecola.uol.com.br/geografia/desenvolvimento-humano.htm>>. Acesso em: 24 de dez. de 2021.

BREITENBACH, M. C.; NGOBENI, V.; AYTE, G. *The first 100 days of COVID-19 coronavirus – How efficient did country health systems perform to flatten the curve in the first wave?* MPRA Paper, p. 25, 2020.

CANDIDO, S. D. et al. *Evolution and epidemic spread of SARS-CoV-2 in Brazil*. Science, vol. 369, pp. 1255-1260, 2020.

CAVALCANTE, G. T.; FARIA, R. C. *O uso dos parâmetros de benchmarking da análise envoltória de dados (DEA) como instrumento de orçamentação*. Revista Interdisciplinar Científica Aplicada, Blumenau, v.3, n.1, p.43-61 Sem I. 2009.

CHAN, J. F.W. et al. *A familial cluster of pneumonia associated with the 2019 novel coronavirus indicating person-to-person transmission: a study of a family cluster*. The Lancet, United Kingdom, v. 395, n. 10.223, p. 514-523, 2020.

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

DATASUS. *Departamento de Informática do SUS*. Disponível em: <<http://datasus.saude.gov.br/datasus>>. Acesso em: 13 de jul. de 2017.

DICIONARIO FINANCEIRO. *IDH: Saiba o que é, como é calculado e o IDH do Brasil e do mundo*, c2021. Disponível em: <<https://www.dicionariofinanceiro.com/idh/>>. Acesso em: 26 de dez. de 2021.

DOURADO, P. et. al. *Relação da COVID-19 com o Índice de Desenvolvimento Humano – IDH, Síntese de Evidências e Análise Exploratória*. Subsecretaria de Saúde Gerência de

Informações Estratégicas em Saúde CONECTA-SUS. Secretaria de Estado de Saúde do Governo do Estado de Goiás, 2021.

FARRELL, M. J. *The Measurement of Productive Efficiency. Journal of Royal Statistical Society, Series A*, 120, 253-281, 1957.

FUNDAÇÃO OSWALDO CRUZ. SUS. [S.I.], 2021. Disponível em: <https://pensesus.fiocruz.br/sus>. Acesso em: 22 de jul. de 2021.

GALVAN, D. et al. *Can socioeconomic, health, and safety data explain the spread of COVID-19 outbreak on Brazilian Federative Units?* Int J Environ Res Public Health. 2020.

G1. Blog do Edimilson Ávila, 2020. *Escolas públicas e particulares do RJ não terão aulas a partir de segunda-feira.* Disponível em: < <https://g1.globo.com/rj/rio-de-janeiro/blog/edimilson-avila/noticia/2020/03/13/municipio-do-rio-vai-suspender-aulas-na-rede-publica-semana-que-vem.ghtml>>. Acesso em: 30 de ago. de 2021.

GOLANY, B; ROLL, Y. *An Application Procedure for DEA.* Ômega, Elsevier vol. 17(3), 237-250, 1989.

HARARI, Yuval Noah. *Notas sobre a Pandemia e Breves Lições para o Mundo Pós – Coronavírus.* Trad. Odorico Leal. São Paulo: Companhia das Letras, 2020.

INFOESCOLA. *Regiões e Estados Brasileiros*, 2021. Disponível em: <<https://www.infoescola.com/geografia/regioes-e-estados-brasileiros/>>. Acesso em: 17 de out. de 2021.

LETA, F. R.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; GOMES, E. G.; ÂNGULO MEZA, L. *Métodos de melhora de ordenação em DEA aplicados à avaliação estática em tornos mecânicos.* Investigaç o Operacional, v. 25, 2005.

LINS, M. E. et al. *O uso da An lise Envolt ria de Dados (DEA) para avalia o de hospitais universit rios brasileiros.* Ci ncia e Sa de Coletiva, v.12, n.4, 2007.

MARIANO, E. B. *Sistematização e comparação de técnicas, modelos e perspectivas não-paramétricas de análise de eficiência produtiva*. Doctoral dissertation, Universidade de São Paulo, 2008.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. Coronavírus Brasil, 2021. *Painel de casos de doença pelo coronavírus (COVID-19) no Brasil pelo Ministério da Saúde*. Disponível em: <<https://covid.saude.gov.br/>>. Acesso em: 29 de ago. de 2021.

ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE. Paho.org, 2020. *Histórico da pandemia de COVID-19*. Disponível em: <<https://www.paho.org/pt/covid19/historico-da-pandemia-covid-19>>. Acesso em: 29 de ago. de 2021.

PNUD Brasil. *Índice de Desenvolvimento Humano*, c2021. Disponível em: <<https://www.br.undp.org/content/brazil/pt/home/idh0/conceitos/o-que-e-o-idhm.html>>. Acesso em: 26 de dez. de 2021.

PORTAL DA TRANSPARÊNCIA. Controladoria-Geral da União, 2021. *Recursos Federais destinados ao combate da pandemia de CORONAVÍRUS (COVID-19)*. Disponível em: <<https://www.portaltransparencia.gov.br/coronavirus>>. Acesso em: 22 de jul. de 2021.

PREFEITURA DE CURITIBA. *Ações da Prefeitura de Curitiba no Combate a COVID-19*, 2020. Disponível em: <<https://mid.curitiba.pr.gov.br/conteudos/coronavirus/acoesdaprefeitura/acoesdaprefeiturA.pdf>>. Acesso em: 10 de dez. de 2021.

PREFEITURA MUNICIPAL DE SÃO PAULO. *Plano de Ação para Enfrentamento COVID-19*, 2020. Disponível em: <[https://www.prefeitura.sp.gov.br/cidade/secretarias/upload/saude/Plano\\_de\\_Acao\\_COVID\\_19\\_31\\_03\\_2020.pdf](https://www.prefeitura.sp.gov.br/cidade/secretarias/upload/saude/Plano_de_Acao_COVID_19_31_03_2020.pdf)>. Acesso em: 13 de dez. de 2021.

PREFEITURA MUNICIPAL DE TERESINA. *Notícias COVID-19*, 2021. Disponível em: <<https://pmt.pi.gov.br/page/78/?s=covid>>. Acesso em: 24 de dez. de 2021.

RADIO SENADO. Coronavírus, 2020. *STF reconhece competência dos estados e municípios em regras de isolamento*. Disponível em: <<https://www12.senado.leg.br/radio/1/>>

noticia/2020/04/16/stf-reconhece-competencia-concorrente-de-estados-df-municipios-e-uniao-no-combate-a-covid-19>. Acesso em: 30 de ago. de 2021.

RAMANATHAN, R. *An Introduction to data envelopment analysis: A tool for performance measurement*. SAGE Publications, New Delhi, 2003.

RIVERA-IZQUIERDO M. et al. *Sociodemographic, clinical and laboratory factors on admission associated with COVID-19 mortality in hospitalized patients: A retrospective observational study*. PLOS ONE. 2020.

SABOIA JUNIOR, G. R. *Avaliação de Eficiência de Filiais de Varejo Alimentício por meio de Análise Envoltória de Dados*. Orientadora: Lídia Angulo Meza. Graduação em Engenharia de Produção, Projeto Final, Universidade Federal Fluminense, 2020.

SANTOS, T. P. *Aplicação do modelo DEA-GSZ não radial na distribuição de recursos da Lei Agnelo/Piva aos esportes olímpicos*. Orientadora: Lídia Angulo Meza. Graduação em Engenharia de Produção, Projeto Final, Universidade Federal Fluminense, 2010.

SCHEEL, H. *Undesirable outputs in efficiency valuations*. European Journal of Operational Research, vol. 132, pp. 400-410, 2001.

SECRETARIA DE ESTADO DE SAÚDE DE MINAS GÉRIAS. Blog Coronavírus, 2020. *Você sabe como surgiu o coronavírus SARS-COV-2?* Disponível em: <<https://coronavirus.saude.mg.gov.br/blog/27-como-surgiu-o-coronavirus>>. Acesso em: 30 de ago. de 2021.

SECRETARIA MUNICIPAL DA SAÚDE DE SÃO PAULO. *As Potencialidades de uma rede de atenção consolidada no enfrentamento da pandemia no Município de São Paulo*, 2020. Disponível em: <[https://www.prefeitura.sp.gov.br/cidade/secretarias/upload/saude/Potencialidades\\_da\\_RAS\\_na\\_COVID\\_19\\_julho\\_2020\\_20200820.pdf](https://www.prefeitura.sp.gov.br/cidade/secretarias/upload/saude/Potencialidades_da_RAS_na_COVID_19_julho_2020_20200820.pdf)>. Acesso em: 13 de dez. de 2021.

SETOR SAUDE. *Gestão e Qualidade: Albert Einstein e Moinhos de Vento são os únicos hospitais brasileiros entre os 100 melhores do mundo*, 2021. Disponível em:



<<https://setorsaude.com.br/albert-einstein-e-moinhos-de-vento-sao-os-unicos-hospitais-brasileiros-entre-os-100melhores-do-mundo/>>

SILVEIRA, J. Q.; ANGULO MEZA, L.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B. *Identificação de benchmarks e anti-benchmarks para companhia aéreas usando modelos DEA e fronteira invertida*. Prod., São Paulo, v. 22, n. 4, p. 788-795, dezembro, 2012.

SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; ANGULO MEZA, L.; GOMES, E. G.; BIONDI NETO, L. *Curso de Análise de Envoltória de Dados*. In: Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Gramado. Anais do XXXVII SBPO, 2005.

VALÉRIO, R. P. *Avaliação de desempenho e realocação de recursos de modalidades olímpicas brasileiras utilizando análise envoltória de dados*. Graduação em Engenharia de Produção, Projeto Final, Universidade Federal Fluminense, 2013.

VASCONCELOS, C.; SILVA, M. *Uma avaliação do sistema único de saúde nas capitais brasileiras: sugestões para a criação de políticas públicas*. Revista Globalização, Competitividade e Governabilidade, v. 12, nº 3, 2018.

WILDER-SMITH, Annelies; FREEDMAN, David O. *Isolation, quarantine, social distancing and community containment: pivotal role for old-style public health measures in the novel coronavirus (2019-nCoV) outbreak*. Journal of Travel Medicine, v. 27, n. 2, p. taaa020, 2020. DOI: 10.1093/jtm/taaa020.

YAMADA, Y.; MATUI, T.; SUGIYAMA, M. *New Analysis of efficiency based on DEA*. Journal of the Operations Research Society of Japan, Vol. 37, pp; 158-167, 1994.