

Determinantes da taxa de recuperação da COVID-19: um estudo de caso para o município de Belo Horizonte – MG

Determinants of the COVID-19 recovery rate: a case study for the municipality of Belo Horizonte – MG

Sinara da Silva Anastácio¹, Lídia Bolina Silveira¹, Adriano Provezano Gomes²

DOI: 10.21115/JBES.v13.n3.p345-55

Palavras-chave:

eficiência, COVID-19, metrópole, unidades de terapia intensiva

Keywords:

efficiency, COVID-19, metropolis, intensive care units

RESUMO

Objetivo: Analisar a evolução da eficiência da rede pública de saúde do município de Belo Horizonte no tratamento da COVID-19. **Métodos:** Foi utilizada a metodologia conhecida como Análise Envoltória de Dados em Dois Estágios, na qual o índice de eficiência do tratamento da COVID-19 pelos hospitais públicos de Belo Horizonte, obtido no primeiro estágio, foi regredido com variáveis ambientais, isto é, variáveis que estão fora do controle dos gestores municipais. **Resultados:** Enquanto os índices de eficiência relativa apresentaram comportamento descendente e oscilante ao longo do tempo, as variáveis ambientais com poder de influência nos índices de eficiência, e que tiveram sinal de coeficiente conforme o esperado, foram apenas a “Taxa de ocupação da enfermaria”, a “Taxa de ocupação da UTI” e a *dummy* de “semana com feriado”. **Conclusão:** Apesar de as hipóteses não terem sido totalmente cumpridas, observou-se que as vacinações tiveram o efeito de mudar o perfil dos internados, diminuindo a idade média deles.

ABSTRACT

Objective: To analyze the evolution of the efficiency of the public health network in the municipality of Belo Horizonte in treating Covid-19. **Methods:** The methodology known as Two-stage Data Envelopment Analysis was used, in which the efficiency index of Covid-19 treatment by public hospitals in Belo Horizonte, obtained in the first stage, was regressed with environmental variables, i.e., variables that are beyond the control of municipal managers. **Results:** While the relative efficiency indices showed a downward and oscillating behavior over time, the environmental variables with power to influence the efficiency indices, and that had a coefficient sign as expected, were only the “ward occupancy rate”, the “ICU occupancy rate” and the fictitious “week with vacation”. **Conclusion:** Although the hypotheses were not fully met, it is important to note that vaccines had the effect of changing the profile of inpatients by decreasing their average age.

Recebido em: 23/08/2021. Aprovado para publicação em: 01/12/2021.

1. Mestranda em Ciências Econômicas, Departamento de Economia, Universidade Federal de Viçosa (UFV), Viçosa, MG, Brasil.

2. Doutor em Economia Aplicada; professor associado do Departamento de Economia, Universidade Federal de Viçosa (UFV), Viçosa, MG, Brasil.

Instituição onde o trabalho foi executado: Universidade Federal de Viçosa (UFV).

Autor correspondente: Sinara da Silva Anastácio. Rua Emanuel Hoelzle, 230, Bairro Santa Cruz, Conselheiro Lafaiete, MG, Brasil. CEP: 36.407-350. Telefone: (31) 99680-3460. E-mail: sinaraanastacio@gmail.com

Introdução

Diagnosticados inicialmente como pneumonia grave de etiologia desconhecida, os primeiros casos de COVID-19 apareceram em dezembro de 2019 na cidade de Wuhan, China. Um pouco mais tarde, por meio de amostras respiratórias dos pacientes acometidos pela doença, detectou-se a presença do coronavírus SARS-CoV-2, identificado como o agente causador da COVID-19 (Estevão, 2020). Sua rápida propagação em todo o mundo levou a Organização Mundial da Saúde (OMS) a declarar, em 30 de janeiro de 2020, situação de emergência em saúde pública de importância internacional e, em 11 de março, pandemia mundial (Opas, 2021). Em 26 de fevereiro do mesmo ano, o primeiro caso nacional foi confirmado no município de São Paulo – SP, assim como a primeira morte, em 17 de março (Brasil, 2021d).

No início da crise sanitária, o Brasil empregou importantes medidas para frear o vírus, como a ampliação da capacidade de atendimento do Sistema Único de Saúde (SUS), habilitação de leitos de UTI para pacientes infectados, contratação de médicos e reorientação dos protocolos de saúde e prestação de serviços. Contudo, sem uma política nacional coordenada, os próprios gestores estaduais e municipais tiveram de se organizar para combater o espalhamento do novo coronavírus SARS-CoV-2. O descompasso entre as estratégias para “achatar a curva” e “aumentar a capacidade do sistema” aumentou à medida que as dificuldades para expandir a infraestrutura foram surgindo (Cimini *et al.*, 2020).

De acordo com um estudo feito por Leng e Lemahieu (2021), o Brasil foi o país que pior gerenciou a pandemia de COVID-19. A análise se deu pelo período de 43 semanas após o centésimo caso de COVID ter sido confirmado, em 116 nações. A Nova Zelândia, país que rapidamente fechou suas fronteiras, registrou 2.299 casos e 25 mortes da doença desde o início da pandemia, em uma população de cerca de 5 milhões de pessoas. Esse resultado, segundo um estudo da ONG Transparência Internacional (2020), está fortemente ligado à transparência do governo no combate à doença. Num *ranking* de melhor percepção de corrupção, com 180 países, a Nova Zelândia ficou em primeiro lugar. De acordo com os analistas da organização, os países com menor nível de corrupção foram os que melhor gerenciaram as crises econômica e sanitária durante a pandemia de COVID-19. O Brasil ficou na 94ª posição do *ranking*.

Belo Horizonte, capital de Minas Gerais, registrou o início da transmissão comunitária da COVID-19 no dia 17 de março de 2020, quando havia 10 casos confirmados. Nesse momento, a prefeitura do município instalou um Comitê de Enfrentamento da COVID-19 para assessorar sua tomada de decisões. De imediato, as aulas nas Escolas Municipais foram suspensas e, no dia 20 de março de 2020, decretou-se o fechamento do comércio (Guimarães *et al.*, 2020). Também foram adotadas algumas estratégias para minimizar as perdas

humanas durante a pandemia, e as principais foram: as ações de segurança alimentar, a partir do aumento do número de refeições oferecidas em restaurantes populares; a distribuição de máscaras de proteção facial em favelas, vilas e aglomerados; a testagem de cidadãos em postos de fiscalização sanitária; e o acolhimento de idosos e indivíduos em situação de rua com sintomas ou confirmação de COVID (Belo Horizonte, 2021b).

Mesmo com essas medidas, contudo, o município se destacou pelo número de mortes relacionadas à doença respiratória. Até o mês de abril de 2021, a capital mineira ocupava o oitavo lugar do *ranking* de municípios com maior número de óbitos no Brasil (Brasil, 2021c), o que está relacionado, principalmente, com sua alta densidade populacional, que facilita a propagação de viroses transmitidas pelo ar (Melo, 2020). Dessa forma, a presente pesquisa se propõe a responder às seguintes perguntas: No município de Belo Horizonte – MG, a eficiência ao tratar pacientes com COVID-19 melhorou ao longo do tempo? Variáveis ambientais tiveram o poder de influenciar nos níveis de eficiência? É esperado que os hospitais públicos de BH tenham se aperfeiçoado ao tratar pacientes com COVID, de modo a aumentar o índice de eficiência. Além disso, acredita-se que a prática de isolamento social, a realização de testes para detecção do coronavírus, a disponibilidade de leitos específicos para pacientes com COVID e a vacinação da população tenham afetado positivamente a eficiência semanal no tratamento de pacientes internados com COVID.

No contexto específico da pandemia do coronavírus SARS-CoV-2, ainda existem poucas publicações que utilizaram a metodologia *Data Envelopment Analysis* (DEA). Zampieri *et al.* (2020) sugerem o uso do método DEA em estudos no âmbito da COVID-19 para, principalmente, avaliar o desempenho das unidades de terapia intensiva (UTIs) utilizadas no tratamento dos pacientes. Para os autores, avaliar a eficiência das UTIs se justifica, porque é mais fácil e mais barato melhorar o desempenho e aumentar o giro de leitos do que criar um novo leito de UTI, uma vez que é preciso levar em conta todos os investimentos iniciais, de pessoal e materiais, além dos custos relacionados aos medicamentos. Uma UTI considerada eficiente é aquela que presta cuidados que resultem em uma taxa de mortalidade inferior à estimada (em função da gravidade dos pacientes), preferivelmente utilizando menos recursos (Power & Harrison, 2014; Salluh & Soares, 2014).

Aroeira *et al.* (2020), usando o número de leitos de UTI entre suas variáveis de *input* no modelo DEA-VRS, buscaram avaliar a eficiência gerencial e clínica dos hospitais do SUS no tratamento à COVID-19 nos municípios brasileiros. Eles usaram dados disponíveis até o óbito de número 100.000 no país e chegaram ao resultado de que, na média, os 437 municípios analisados da amostra possuem melhores índices de eficiência clínica (0,76) do que gerencial (0,65). Desses municípios, 38% apresentaram alta eficiência gerencial e clínica no tratamento à COVID-19, enquanto outros 29% tiveram baixa

eficiência gerencial e clínica. Além disso, demonstrou-se que 62% dos municípios possuem grandes chances de melhorar a eficiência gerencial ou clínica de seus hospitais públicos.

Outro estudo feito para o Brasil foi desenvolvido por Ferraz *et al.* (2021). Utilizando DEA, os autores criaram um Índice COVID para verificar se as estruturas hospitalares em 543 microrregiões brasileiras são adequadas para lidar com a COVID-19. Eles analisaram a eficiência da estrutura dos hospitais públicos e privados durante a pandemia utilizando cinco *inputs* (respiradores, UTIs, camas hospitalares, médicos e enfermeiros) e dois *outputs* (número de pessoas infectadas e número de mortes causadas pelo coronavírus). Os resultados mostraram que as estruturas hospitalares das microrregiões mais pobres foram as menos eficientes, embora o pico da COVID-19 tenha ocorrido nas microrregiões mais ricas. Esses achados sugerem que a heterogeneidade das estruturas hospitalares das microrregiões segue os padrões de desigualdades socioeconômicas.

Esses estudos fizeram avaliações relacionadas à pandemia do coronavírus SARS-CoV-2, apresentando o nível de eficiência das regiões em combater a evolução da doença, considerando os seus recursos. A particularidade do presente estudo é o cálculo da eficiência ao longo do tempo para um mesmo local, Belo Horizonte – MG, além de medir o impacto das variáveis ambientais nessa eficiência. O principal objetivo deste trabalho é calcular a evolução da eficiência semanal da rede pública de saúde do município de Belo Horizonte – MG no tratamento da COVID-19. Já objetivos específicos são: calcular e analisar os índices de eficiência das semanas epidemiológicas de BH no tratamento da COVID pela rede pública municipal e determinar se certas condições ambientais influenciam o nível de eficiência semanal no combate à COVID.

Métodos

Para atingir os objetivos do presente trabalho, será utilizada a metodologia conhecida como Análise Envoltória de Dados em Dois Estágios (Simar & Wilson, 1998; 2002; 2007), que será detalhada nos tópicos a seguir.

Primeiro estágio: Data Envelopment Analysis (DEA)

O método DEA, desenvolvido por Charnes *et al.* (1978) a partir do índice de eficiência de Farrell (1957), consiste em um modelo matemático não paramétrico no qual as unidades tomadoras de decisões (*Decision Making Units* – DMUs) que produzem os mesmos *outputs* por meio dos mesmos *inputs* são comparadas entre si.

Considerando-se que existam k insumos e m produtos para cada n DMU, é possível construir duas matrizes: 1) matriz X ($k \times n$) de insumos; e 2) matriz Z ($m \times n$) de produtos. Os insumos e produtos devem ser não negativos e pelo menos um deles diferente de zero. A eficiência é calculada usando um peso μ para os insumos e v para os produtos, de forma que μ' é uma matriz de peso dos insumos da ordem ($k \times 1$) e v' é a

matriz dos pesos dos produtos ($m \times 1$). Com isso, a eficiência (E_i) é definida como a razão entre o produto e os insumos, e para a i -ésima DMU tem-se (Ervilha *et al.*, 2013):

$$E_i = \frac{\mu' y_i}{v' x_i} = \frac{\mu_1 y_{1i} + \mu_2 y_{2i} + \dots + \mu_k y_{ki}}{v_1 x_{1i} + v_2 x_{2i} + \dots + v_m x_{mi}}, \quad (1)$$

Essa medida de eficiência pressupõe que o mesmo conjunto de pesos será aplicado em todas as DMUs, porém, como as DMUs podem estabelecer valores para os insumos e produtos de modos diferentes, os pesos adotados podem variar. O ideal seria estabelecer um problema que permita que cada DMU adote o conjunto de pesos mais favorável para si (Ervilha *et al.*, 2013). Para estabelecer esses pesos ótimos, cria-se um problema de programação matemática, que, ao ser linearizado, resulta no modelo conhecido como Modelo dos Multiplicadores. Assim, a eficiência da i -ésima DMU, considerando o pressuposto de retornos variáveis à escala e à orientação produto, é dada por (Mello *et al.*, 2005):

$$\text{MIN } vx_i + v^*$$

sujeito a:

$$\begin{aligned} \mu y_j - vx_j &\leq 0 \\ \mu y_i &= 1 \\ \mu, v &\geq 0, \end{aligned} \quad (2)$$

em que a medida de eficiência técnica ($\frac{1}{vx_i}$) varia entre 0 e 1; x_j é a quantidade de insumos j utilizada pela DMU j ; y_j é a quantidade de produto utilizada pela DMU j ; μ é o peso do insumo j ; e v é o peso do produto j . A variável v^* é o fator de escala; se seu sinal for negativo, há retornos decrescentes de escala; se é positivo, denota retornos crescentes de escala; e se a variável for nula, há retornos constantes de escala (Mello *et al.*, 2005).

Por meio da dualidade em programação linear, é possível chegar ao Modelo Envelope a partir de (2). A eficiência da i -ésima DMU, considerando a pressuposição de retornos variáveis à escala e orientação produto, é dada por (Mello *et al.*, 2005):

$$\text{MAX}_{\lambda} \lambda$$

sujeito a:

$$\begin{aligned} -\phi y_i + Y\lambda - S^+ &= 0 \\ x_i - X\lambda - S^- &= 0 \\ N_1 \lambda &= 1 \\ \lambda &\geq 0 \\ S^+, S^- &\geq 0, \end{aligned} \quad (3)$$

em que a medida de eficiência técnica $1/vx_i$ varia entre 0 e 1; N_1 é um vetor ($n \times 1$) de algarismos unitários que torna a superfície de planos convexa. S^+ representa a folga para a restrição do r -ésimo *output* e S^- representa a folga para a restrição do i -ésimo *input*. O parâmetro λ é um vetor ($n \times 1$), cujos valores são calculados de forma a obter a solução ótima: para uma propriedade eficiente, os valores de λ serão zero; e para uma propriedade ineficiente, os λ s serão os pesos das propriedades que são *benchmarks*.

Embora os dois modelos cheguem ao mesmo resultado no que diz respeito à eficiência relativa, a versão primal enfatiza os multiplicadores virtuais μ e ν , enquanto a versão dual enfatiza as folgas e a relação entre a unidade avaliada com as demais. Neste trabalho, para calcular os escores de eficiência, cada DMU representará uma semana epidemiológica do município de Belo Horizonte – MG.

Detecção de outliers

Dada a alta sensibilidade da análise envoltória de dados à presença de outliers e erros de amostra, observações muito discrepantes na amostra podem afetar criticamente os resultados. O estimador *leverage*, desenvolvido por De Sousa e Stošić (2005), combina os métodos *jackknife* e *bootstrap* para fazer uma análise de outliers específica para métodos DEA. Ele é calculado para cada DMU (semana epidemiológica) com o intuito de captar a influência global que ela tem sobre todas as outras DMUs (fronteira) ao ser retirada da amostra. O estimador *leverage* para a j -ésima DMU é especificado na expressão 4:

$$l_j = \sqrt{\frac{\sum_{k=1, k \neq j}^k (\Phi_{kj} - \Phi_k)^2}{K - 1}} \tag{4}$$

em que $0 \leq l_j \leq 1$; $k = 1$ são as DMUs; j é a DMU removida; e Φ_k são os índices de eficiência. Quando a DMU j em análise está dentro da fronteira delimitada, obtém-se $(\Phi_{kj} - \Phi_k) = 0$, e, então $l_j = 0$, denotando a não influência da observação em questão. Caso a DMU tenha influência extrema, sua remoção faz com que todas as outras apresentem valor do índice de eficiência igual a 1, isto é $\sum_{k=1, k \neq j}^k (\Phi_{kj} - \Phi_k) = K - 1$, de forma que $l_j = 1$.

Para considerar uma DMU como outlier, De Sousa e Stošić (2005) sugerem como valor crítico um múltiplo da média global do *leverage*, $(\tilde{l}_0) = c\bar{l}$, em que $c = 2$ ou 3 , ou um ponto de corte de $(\tilde{l}_0) = 0,02$. Dessa forma, neste trabalho, as semanas epidemiológicas com *leverage* acima de 0,02 serão retiradas da amostra.

Fronteira invertida

Para contornar o problema da baixa discriminação em DEA, Yamada *et al.* (1994) e Entani *et al.* (2002) desenvolveram a abordagem da fronteira invertida, que possibilita, após alguns cálculos, que todas as DMUs sejam ordenadas por seus escores de eficiência. Nessa técnica, após a fronteira DEA clássica ter sido desenvolvida, cria-se uma nova fronteira com as DMUs de piores práticas gerenciais (fronteira ineficiente), que é construída trocando os *outputs* do modelo DEA original pelos seus *inputs*, e vice-versa (Silveira *et al.*, 2012). Com os resultados das duas fronteiras, é possível construir o índice de eficiência agregado (Equação 5) (Mello *et al.*, 2008), que consiste na média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira original e a ineficiência em relação à fronteira invertida.

$$Eficiência\ composta = \frac{Eficiência\ padrão + (1 - Eficiência\ invertida)}{2} \tag{5}$$

Para normalizar esse índice e criar uma medida que varie entre 0 e 1, basta dividir cada valor calculado pelo maior índice encontrado (Equação 6). Isso implica que, para que uma DMU tenha um bom resultado na eficiência composta, ela precisa ter um bom desempenho na fronteira original e na fronteira invertida (Paixão *et al.*, 2019).

$$Eficiência\ composta^* = \frac{Eficiência\ composta}{Valor\ Máximo\ da\ Eficiência\ Composta} \tag{6}$$

Segundo estágio: determinantes da eficiência

Como os níveis de eficiência calculados pelo método DEA podem ser afetados por fatores que estão fora do controle direto dos tomadores de decisão, a forma mais simples de relacioná-los seria por meio de uma regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) ou por *Tobit*. Simar e Wilson (2007), contudo, demonstraram que utilizar um estimador de máxima verossimilhança seria pouco eficiente em resolver os problemas de correlação serial do termo de erro, assim como entre as variáveis de insumo e produto do método DEA com as variáveis ambientais do segundo estágio. Para gerar estimadores robustos e consistentes, é preciso introduzir na regressão do segundo estágio o procedimento de *bootstrap*, ou seja:

$$\tilde{\Phi}_i = \beta_i z_i + \varepsilon_i \tag{7}$$

em que $\tilde{\Phi}_i$ é o índice-*bootstrap* de eficiência corrigida, β_i é o vetor de parâmetros que captam o efeito marginal das variáveis de ambiente sobre o nível de eficiência z_i são as variáveis ambientais, de experiência e de dotação (*background*) e ε_i é o termo de erro. Esse índice permite a correta verificação da influência das variáveis ambientais (z_i) sobre o nível de eficiência, uma vez que z_i não está correlacionada com as variáveis de insumos e produtos.

O algoritmo utilizado neste trabalho cria uma regressão do índice-*bootstrap* de eficiência corrigida, $\tilde{\Phi}_i$ em relação às variáveis de ambiente z_i , e à inferência estatística sobre os β_i s. Conhecido como Algoritmo #1, ele corrige a correlação serial entre o resíduo do índice de eficiência e o termo de erro da regressão, bem como a correlação entre as variáveis ambientais e termo de erro com as variáveis do primeiro estágio. Os passos para estimar o segundo estágio são detalhados a seguir (Simar & Wilson, 2007):

1. Usando os dados originais de $L_{N(x,y)}$ $i = \{x_i, y_i, i = 1, \dots, n\}$, são calculados os índices de eficiência $\hat{\Phi}_i = \hat{\Phi}(x_i, y_i | \hat{P}) \forall i = 1, \dots, n$ pelo método DEA. Para levar em consideração a correção de viés do índice de eficiência, utiliza-se $\hat{\Phi}_i$.
2. Usando o método de máxima verossimilhança, é obtida a estimativa $\hat{\beta}$ do verdadeiro β , assim como a estimativa $\hat{\sigma}_\varepsilon$ de σ_ε na regressão truncada de $\hat{\Phi}_i$ em z_i em $\hat{\Phi}_i = \beta_i z_i + \varepsilon_i \geq 1$.

3. Repetem-se os três próximos passos B vezes para obter um conjunto de estimadores bootstrap: $A = \{(\hat{\beta}^*, \hat{\sigma}_\varepsilon^*)\}_{b=1}^B$.
4. Para cada $i = 1, \dots, n$, extraem-se os resíduos $N(0, \sigma_\varepsilon)$ a partir da distribuição truncada à esquerda em $1 - \beta_i z_i$.
5. Para cada $i = 1, \dots, n$, calcula-se $\hat{\Phi}_i^* = \beta_i z_i + \varepsilon_i$.
6. Para encontrar os valores $(\hat{\beta}^*, \hat{\sigma}_\varepsilon^*)$, faz-se uso da máxima verossimilhança ao estimar a regressão truncada de Φ_i^* em z_i .
7. Os valores bootstrap de A e as estimativas originais de $(\hat{\beta}, \hat{\sigma}_\varepsilon)$ são utilizados para construir os intervalos de confiança de β e σ_ε .

Ao empregar esse procedimento, é obtida uma medida mais precisa da influência das variáveis ambientais na eficiência das semanas epidemiológicas ao tratar a COVID.

Seleção e tratamento de variáveis

Para trabalhos que tratam da oferta de serviços públicos de saúde voltados para o tratamento da COVID-19, Zampieri *et al.* (2020) recomendam que a eficiência no tratamento da doença seja medida pela capacidade que as UTIs têm de recuperar seus pacientes. No presente trabalho, além dos leitos em UTIs, foram considerados também os de enfermaria, que se diferenciam, basicamente, pelo estado de saúde dos pacientes que neles se internam; se o indivíduo chegar ao hospital em estado crítico, vai direto para a UTI, onde é monitorado 24 horas por dia e recebe respiração mecânica (Cabral, 2020).

Segundo Kohl *et al.* (2019), as variáveis de *input* mais utilizadas em estudos de saúde são leitos, equipe médica e enfermeiros, enquanto para *output* são os pacientes atendidos, o total de casos e o número de pacientes internados. Seguindo essa linha e considerando a disponibilidade de dados, as variáveis utilizadas para a obtenção da fronteira de eficiência das semanas epidemiológicas de Belo Horizonte são resumidas na Tabela 1.

Os dados da prefeitura de BH vieram dos Boletins Epidemiológicos publicados no *site* do município (Belo Horizonte, 2021a), enquanto as informações sobre as altas dos pacientes internados com COVID-19 vieram do portal Open do Datasus (Brasil, 2021b).

Dado que a UTI é mais essencial para o suporte da vida dos pacientes, ao rodar o modelo DEA, foram utilizados os seguintes julgamentos de valor nas restrições aos pesos: i) A variável “Número de leitos de UTI disponíveis” é mais relevante que o “número de leitos de enfermaria disponíveis”; ii) O “Número de pacientes internados em UTI” é mais relevante que o “número de pacientes internados em enfermarias”; e iii) O “Número de pacientes internados em UTI que receberam alta” é mais relevante que o “Número de pacientes internados em enfermarias que receberam alta”. Portanto, considerando a equação (2), as restrições possuem a seguinte especificação: i) $v_1 \geq v_2$; ii) $v_3 \geq v_4$; e iii) $\mu_1 \geq \mu_2$.

Ressalta-se que foram considerados três pontos ao organizar os dados para os modelos: i) Após uma pessoa ser infectada pelo coronavírus SARS-CoV-2, ela demora, em média, cinco dias para apresentar os primeiros sintomas da doença (período de incubação) (Brasil, 2021c); ii) Após surgirem os primeiros sintomas, uma pessoa que precisa se internar procura um hospital, em média, sete dias depois (Belo Horizonte, 2021a); iii) Depois de internado, o paciente leva um tempo para receber alta, e isso depende do estado de saúde em que ele chegou ao hospital e da eficácia do tratamento. Quanto ao terceiro ponto, a base de dados permite inferir o tempo individual que cada paciente demora para receber alta, então, para medir a eficiência que os insumos de uma semana tiveram ao recuperar um determinado paciente, a contagem das recuperações é com base na data da internação. Isso possibilitará que sejam medidos os efeitos que os insumos de uma semana tiveram na recuperação dos seus pacientes, independentemente do momento do tempo em que eles receberam alta.

Como as eficiências podem estar associadas a fatores que estão fora do controle dos municípios, o modelo a seguir (segundo estágio) se propõe a verificar os seus determinantes. A Tabela 2 apresenta as variáveis utilizadas, assim como o sinal esperado e sua fonte.

Os dados que vieram da prefeitura de BH foram retirados dos boletins epidemiológicos do município (Belo Horizonte, 2021a), enquanto os dados sobre vacinação vieram do portal Open Datasus, vinculado ao Ministério da Saúde (Brasil,

Tabela 1. Variáveis utilizadas na construção do índice de eficiência (primeiro estágio)

Variáveis Inputs	Fonte
(X1) Número de leitos de UTI disponíveis para pacientes com COVID-19	Prefeitura de BH
(X2) Número de leitos de enfermaria disponíveis para pacientes com COVID-19	Prefeitura de BH
(X3) Número de pacientes internados em UTI com COVID-19	Prefeitura de BH
(X4) Número de pacientes internados em enfermarias com COVID-19	Prefeitura de BH
Variáveis Outputs	Fonte
(Y1) Número de pacientes internados em UTI com COVID-19 que receberam alta	Open Datasus
(Y2) Número de pacientes internados em enfermarias com COVID-19 que receberam alta	Open Datasus

Fonte: Elaboração própria

Tabela 2. Variáveis utilizadas na estimação dos determinantes da eficiência (segundo estágio)

Código	Variável Dependente	Sinal Esperado	Fonte
y	Índice de Eficiência		1º estágio
Variáveis Explicativas			
x1	Número de testes de COVID realizados (PCR)	+	Prefeitura de BH
x2	Número de testes de COVID realizados (teste rápido)	+	Prefeitura de BH
x3	Taxa de ocupação da enfermaria	-	Prefeitura de BH
x4	Taxa de ocupação da UTI	-	Prefeitura de BH
x5	Fiscalização sanitária (pessoas avaliadas em veículos)	+	Prefeitura de BH
x6	Fiscalização sanitária (pessoas avaliadas nas estações de integração)	+	Prefeitura de BH
x7	Atendimento pelo SAMU aos casos suspeitos de COVID	+	Prefeitura de BH
x8	Índice de isolamento	+	Prefeitura de BH
x9	Número de vacinados pela 1ª dose da vacina contra a COVID-19	+	Open Datasus
x10	Número de vacinados pela 2ª dose da vacina contra a COVID-19	+	Open Datasus
x11	Gastos com vigilância epidemiológica	+	Portal da Transparência
x12	Semana com Feriado (<i>dummy</i>)	-	Feriados

Fonte: Elaboração própria.

2021b). As informações sobre a variável “Gastos com vigilância epidemiológica” vieram do Portal da Transparência (Brasil, 2021a), e as referentes aos feriados, do *site* Feriados (2021).

Considerando o período de incubação do vírus causador da COVID-19 e o tempo que os acometidos pela doença demoram para procurar um hospital, algumas variáveis no segundo estágio foram adiantadas em duas semanas. Esse procedimento se justifica porque, em média, um paciente que contraiu o vírus demora duas semanas para dar entrada no hospital para ser internado. Com isso, para ser possível medir o efeito que as ações possuem nas eficiências (que são baseadas nas internações), as seguintes variáveis foram adiantadas: “Índice de isolamento”, “Número de vacinados pela 1ª dose da vacina contra a COVID-19”, “Gastos com vigilância epidemiológica” e “Semana com Feriado (*dummy*)”. As demais variáveis não foram alteradas, pois tinham efeito imediato sobre o número de internações.

Elucida-se que a definição dos sinais esperados para a regressão se deu com base no efeito que determinada variável teria sobre as internações; isso porque, quanto mais lotados os leitos, menor a taxa de recuperados, pois nem todos os leitos possuem ventiladores – aparelhos essenciais para a estabilização de pacientes em casos graves. O período de estudo será entre a semana epidemiológica número 19 de 2020 e a semana 18 de 2021. Para facilitar a explicação dos resultados, a semana epidemiológica 19 de 2020 será considerada a semana de estudo número 1, a semana 20 de 2020, a semana de estudo 2, e assim por diante.

Resultados

O procedimento para detectar *outliers*, desenvolvido por De Sousa e Stošić (2005), indicou que a maior parte das semanas

epidemiológicas apresenta valor 0 para a estimativa *leverage*, o que demonstra que elas não enviam as estimativas de eficiência. Apenas a DMU 8 apresentou *leverage* maior do que 0,02, sendo essa considerada um *outlier*. Após ela ter sido excluída da amostra, os índices de eficiência foram calculados pelo método DEA de orientação *output* e retornos variáveis à escala. Em seguida, efetuou-se o procedimento para chegar aos índices de eficiência compostos normalizados. A síntese dos resultados se encontra na Tabela 3.

Das 52 DMUs, a maioria das que apresentaram escore de eficiência abaixo de 0,6 se encontravam entre as semanas de estudo número 11 e 26, enquanto aquelas com eficiência

Tabela 3. Distribuição dos municípios segundo intervalos de índices de eficiência compostos normalizados*

Especificação	Número de DMUs com a dada eficiência
Eficiência (E) < 0,1	0
0,1 < E < 0,2	0
0,2 < E < 0,3	7
0,3 < E < 0,4	7
0,4 < E < 0,5	6
0,5 < E < 0,6	2
0,6 < E < 0,7	6
0,7 < E < 0,8	6
0,8 < E < 0,9	9
0,9 < E < 1,0	8
E = 1	1
Total	52

Fonte: Elaboração própria a partir de saída do R.

*Exclusive a semana epidemiológica 26, identificada como *outlier*.

acima de 0,8, em sua maioria, aglomeraram-se entre as semanas de estudo números 27 e 37, isto é, no final do ano de 2020 e começo de 2021. A evolução completa da eficiência pode ser observada na Figura 1, juntamente com a idade dos pacientes internados com COVID-19.

Como a eficiência pode ser afetada por fatores que estão fora do controle dos gestores, estes foram regredidos com variáveis ambientais, a partir do algoritmo #1 de Simar e Wilson (2007), com a realização de 2.000 repetições no *bootstrap*. Os resultados para o segundo estágio são apresentados na Tabela 4.

A influência do ambiente sobre a eficiência das semanas epidemiológicas de Belo Horizonte no tratamento da COVID-19 pode ser constatada pela significância das variáveis “Taxa de ocupação da enfermaria”, “Taxa de ocupação da UTI”, “Fiscalização Sanitária (pessoas avaliadas em veículos)”, “Fiscalização sanitária (pessoas avaliadas nas estações de integração)”, “Número de vacinados pela 2ª dose da vacina contra a COVID-19”, “Gastos com vigilância epidemiológica” e “Feriados”. A estimação se deu por um modelo Linear-log e, ao interpretar os resultados estatisticamente significantes e com sinal de acordo com o esperado, tem-se que: i) se ocorrer uma variação relativa de 1% na taxa de ocupação das enfermarias, haverá diminuição absoluta de 0,018759 no escore de eficiência; ii) uma variação relativa de 1% na taxa de ocupação na enfermaria diminui 0,0073980 no escore de eficiência; e iii) se a semana tiver feriado, a eficiência se reduz, em média, 0,0013656 pontos.

A hipótese para o segundo estágio era de que a prática de isolamento social, a realização de testes para a detecção do coronavírus, a disponibilidade de leitos específicos para pacientes com COVID e a vacinação da população afetariam

positivamente a eficiência semanal no tratamento de pacientes internados com COVID. Dessas expectativas, três foram cumpridas, sugerindo que: i) os feriados propiciam maior taxa de internações e consequente diminuição da recuperação; ii) o aumento na taxa de ocupação das UTIs e enfermarias diminui a eficiência do tratamento da COVID.

Discussão

No começo da pandemia, a idade média dos internados, comparando com os meses que vieram a seguir, era baixa. Uma queda notória nessa medida foi observada a partir da semana de estudo 41, que se relaciona, principalmente, ao início das vacinações contra a COVID-19, na semana 38 (Figura 1). A população de Belo Horizonte começou a ser imunizada no dia 18 de janeiro de 2021, sendo o grupo prioritário constituído por idosos – em ordem decrescente de idade –, profissionais da saúde e povos indígenas, quilombolas e ribeirinhos (Belo Horizonte, 2021). A queda na idade média dos internados se deu, portanto, porque os mais velhos, que comumente são internados por complicações relacionadas à COVID-19, estavam entre os primeiros a serem vacinados.

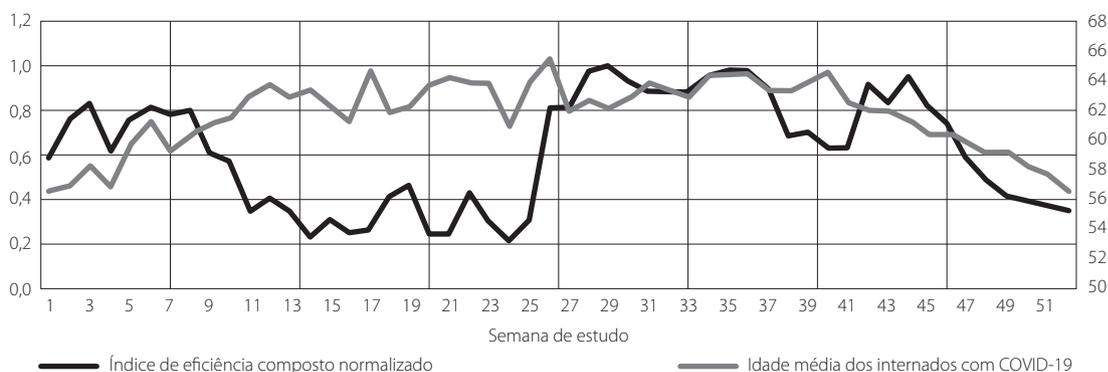
Segundo um boletim publicado pela Fundação Oswaldo Cruz (Fiocruz) (2021), houve processo de “rejuvenescimento” da pandemia no Brasil. Entre a primeira semana epidemiológica de 2021 e a décima quarta, a faixa etária dos jovens entre 20 e 29 anos é a que teve o maior aumento das mortes por COVID-19: 1.081%. Já em relação ao número de novos casos, o maior crescimento se deu nas idades de 40 a 49: 1.173%. As aglomerações são apontadas como o principal fator de contágio dos jovens durante a quarentena.

Tabela 4. Determinantes da eficiência das semanas epidemiológicas de Belo Horizonte

Variáveis	Coefficiente	Desvio-padrão
Intercepto	-1.228230706*	1.673506999
Número de testes de COVID realizados (PCR)	0.264772251	0.084934891
Número de testes de COVID realizados (teste rápido)	0.089114965	0.059619922
Taxa de ocupação da enfermaria	-1.187591977*	0.562110063
Taxa de ocupação da UTI	-0.739804747*	0.505018923
Fiscalização sanitária (pessoas avaliadas em veículos)	-0.033532255*	0.012491629
Fiscalização sanitária (pessoas avaliadas nas estações de integração)	-0.028680939*	0.011977905
Atendimento pelo SAMU aos casos suspeitos de COVID	0.198215871	0.119948289
Índice de isolamento	10.17472564	2.56667003
Número de vacinados pela 1ª dose da vacina contra a COVID-19	0.033183728	0.015611753
Número de vacinados pela 2ª dose da vacina contra a COVID-19	-0.035350845*	0.018144452
Gastos com vigilância epidemiológica	-0.365940952*	0.107912341
Semana com Feriado (<i>dummy</i>)	-0.136560349*	0.07495577

Fonte: Elaboração própria a partir da saída do R.

* Significativa a 1%.



Fonte: Elaboração própria.

Figura 1. Evolução do índice de eficiência técnica composto normalizado e da idade dos internados

Durante o período analisado pela presente pesquisa, o maior nível de isolamento foi de 51,90%, que é abaixo do nível ideal (70%). Segundo Croda (2021), “só acima de 60% que tem a taxa de contágio abaixo de 1 com queda lenta e progressiva. Com 50%, não tem aceleração, mas não tem redução. É estabilidade com platô elevado”. Na média, Belo Horizonte apresentou uma taxa de isolamento de 46,99%, atingindo valor mínimo de 44,30%.

Como os jovens costumam ter menos comorbidades, a evolução da COVID-19 nessa parcela da população se dá de forma lenta em casos graves e fatais, de forma que eles ficam mais tempo na UTI e podem tornar a fila de espera para esse tipo de leito maior (Fiocruz, 2021). O boletim da Fiocruz ainda alerta para o aumento da taxa de letalidade da doença. Segundo os pesquisadores da fundação, até o início do ano, o índice girava em torno de 2%, em março subiu para 3% e no começo de abril alcançou 4,5%. A partir dessas estatísticas, infere-se que a mudança de perfil dos internados pode ter sido uma das causas da diminuição da eficiência em salvar pacientes com COVID nas semanas finais do estudo.

A hipótese deste trabalho era de que os hospitais públicos de BH se aperfeiçoariam no tratamento da COVID-19, de forma que os índices de eficiência semanais aumentariam com o tempo. Contudo, esse padrão não foi observado. Considerando a trajetória completa do índice de eficiência, as medidas relativamente altas no primeiro 1/4 do estudo podem estar relacionadas ao baixo número de internados no começo da pandemia. Já a diminuição da eficiência no segundo 1/4, por sua vez, pode ter sido consequência do aumento da demanda por internações, que chegou até mesmo a sobrecarregar os hospitais em alguns momentos.

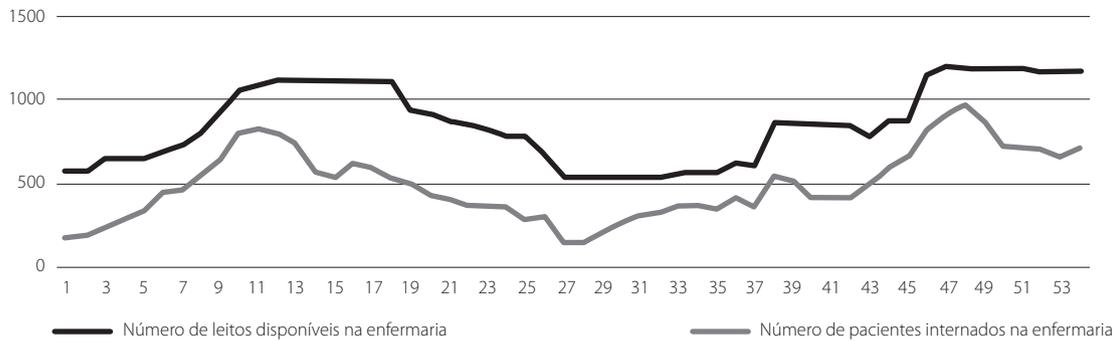
Observa-se, a partir das Figuras 2 e 3, que o número de leitos disponíveis para pacientes com COVID-19 variou conforme a necessidade de internações. Esse procedimento foi possível pelo remanejamento de leitos pertencentes a outras especialidades para os pacientes com COVID e pela criação

de hospitais de campanha, que tiveram seus leitos ativados e desativados de acordo com a demanda (Minas Gerais, 2020).

O recorde na taxa de ocupação dos leitos deste estudo ocorreu na semana de estudo 47 para as UTIs e 48 para as enfermarias. Pouco tempo depois, mais especificamente entre os meses de maio e abril, o estado de Minas Gerais registrou os maiores números diários de mortos de toda a pandemia – tendência observada em todo o Brasil (Brasil, 2021c). As semanas seguintes apresentaram as menores taxas de recuperação na UTI de todo o estudo.

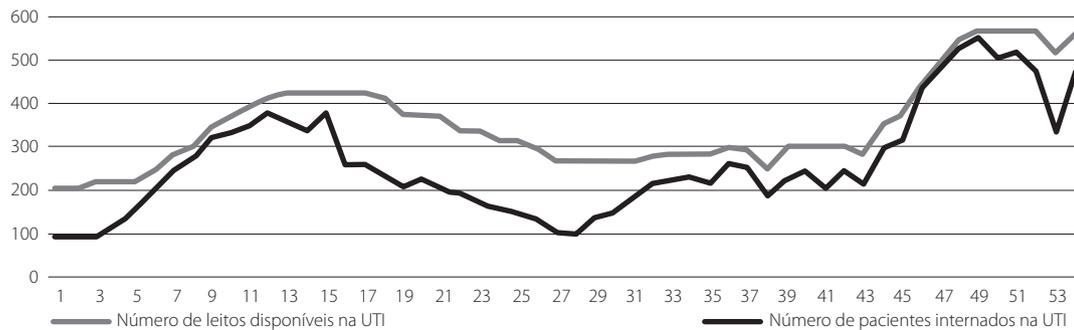
Durante o período de estudo, a taxa de recuperação dos pacientes internados em enfermarias, na média, foi de 80,92%, enquanto a dos pacientes internados na UTI foi de apenas 45,47%. Esses resultados condizem com as estimativas para o Brasil. De acordo com a Associação de Medicina Intensiva Brasileira (AMIB) (2021), apenas um em cada três pacientes que contraíram a COVID e precisaram da ventilação mecânica para respirar se recuperou. Como os leitos de UTI são essenciais para manter a vida dos pacientes em condições clínicas de gravidade extrema ou com risco de morte por insuficiência orgânica, a oferta insuficiente de vagas pode diminuir a taxa de recuperabilidade dos pacientes com COVID. A Figura 4 mostra as taxas de recuperação da enfermaria e da UTI ao longo do tempo; ambas tiveram tendência descendente, apresentando pequenas oscilações.

Com relação às determinantes da eficiência das semanas epidemiológicas, No geral, os resultados do primeiro estágio mostraram que a eficiência composta normalizada teve seu comportamento influenciado principalmente pela taxa de ocupação dos leitos e pelo perfil dos pacientes que se internavam, enquanto os do segundo estágio indicaram que as variáveis ambientais que possuíram poder de influência nos índices de eficiência e que apresentaram sinal conforme o esperado foram apenas a “Taxa de ocupação da enfermaria”, a “Taxa de ocupação da UTI” e a *dummy* de “semana com feriado”.



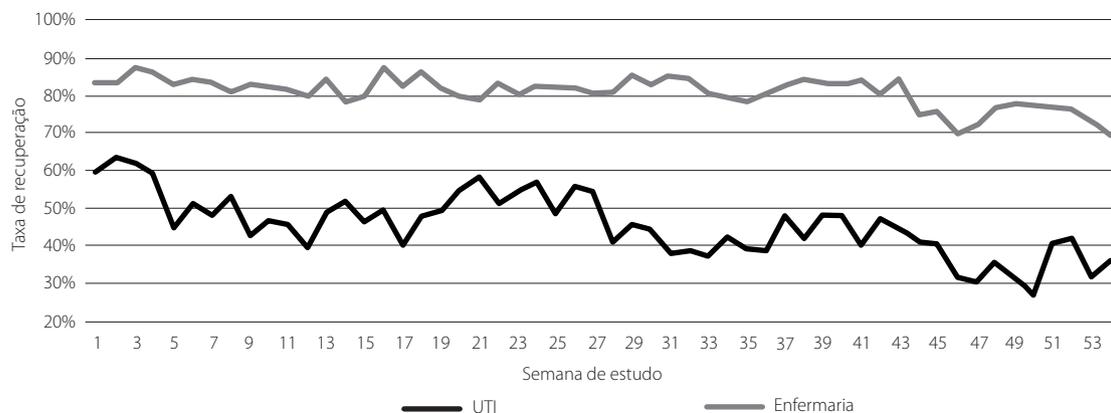
Fonte: Elaboração própria.

Figura 2. Número de leitos disponíveis e de pacientes internados na enfermaria.



Fonte: Elaboração própria.

Figura 3. Número de leitos disponíveis e de pacientes internados na UTI.



Fonte: Elaboração própria.

Figura 4. Taxas de recuperação nas enfermarias e UTIs.

Conclusões

O presente estudo teve como objetivo calcular a evolução da eficiência relativa da rede pública de saúde do município de Belo Horizonte no tratamento da COVID-19. Para isso, foi utilizada a metodologia conhecida como Análise Envolvória de Dados em Dois Estágios. No primeiro estágio, era esperado

que, com o tempo, os hospitais públicos de BH se aperfeiçoassem ao tratar pacientes com COVID, de modo a aumentar o índice de eficiência. Diferentemente da expectativa, contudo, os resultados mostraram que a eficiência das semanas epidemiológicas teve comportamento oscilante e, ao final do estudo, diminuiu.

Já em relação aos resultados do segundo estágio, a expectativa era de que a prática de isolamento social, a realização de testes para a detecção do coronavírus, a disponibilidade de leitos específicos para pacientes com COVID e a vacinação da população afetassem positivamente a eficiência semanal no tratamento de pacientes internados com COVID. Dessas variáveis, sete se mostraram estatisticamente significantes, e apenas três apresentaram sinal de coeficiente de acordo com o esperado (taxa de ocupação das UTIs, taxa de ocupação das enfermarias e a *dummy* de semana com feriado). Apesar de as hipóteses não terem sido totalmente cumpridas, é importante ressaltar que as vacinações tiveram o efeito de mudar o perfil dos internados, diminuindo a idade média deles.

Sobre as limitações deste estudo, destaca-se a escassez de variáveis relacionadas à COVID para o município. Aconselha-se, portanto, que, ao replicar este modelo em outros locais, mais variáveis independentes sejam incluídas no modelo do segundo estágio.

Referências bibliográficas

- AMIB – Associação de Medicina Intensiva Brasileira [internet]. Covid-19: Evolução de Leitos de UTI no Brasil. Available from: https://www.amib.org.br/fileadmin/user_upload/amib_Atualizacao_Graficos_Jan_2021.pdf. Accessed on: June 28, 2021.
- Aroeira T, Vilela B, Ferreira RF. 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*. 2020;17(2):95-114.
- Belo Horizonte [internet]. Coronavírus. Belo Horizonte; 2021a. Available from: <https://prefeitura.pbh.gov.br/saude/coronavirus>. Accessed on: May 25, 2021.
- Belo Horizonte [internet]. Segurança Alimentar: cestas básicas e refeições. Belo Horizonte; 2021b. Available from: https://prefeitura.pbh.gov.br/sites/default/files/estrutura-de-governo/controladoria/transparencia/covid19/smasac_balanco_29jan21.pdf. Accessed on: May 25, 2021.
- Brasil [internet]. Controladoria-Geral da União. Detalhamento de Recursos Transferidos por UF e Município. Portal da Transparência, 2021. Available from: <http://www.portaltransparencia.gov.br/transferencias/consulta?ordenarPor=mesAno&direcao=desc>. Accessed on: May 27, 2021a.
- Brasil [internet]. Ministério da Saúde. Campanha Nacional de Vacinação contra Covid-19. Open Datasus, 2021b. Available from: <https://opendatasus.saude.gov.br/dataset/Covid-19-vacinacao>. Accessed on: May 27, 2021.
- Brasil [internet]. Ministério da Saúde. Covid-19 no Brasil. Brasília; 2021c. Available from: https://qsprod.saude.gov.br/extensions/Covid-19_html/Covid-19_html.html. Accessed on: May 25, 2021.
- Brasil [internet]. Ministério da Saúde. O que é coronavírus? Linha do Tempo. Brasília; 2021d. Available from: <https://coronavirus.saude.gov.br/linha-do-tempo/>. Accessed on: May 25, 2021.
- Cabral M. Leitos de hospital: Qual a diferença entre eles? *Rev Consulta*. 2020. Available from: <https://revistaconsulta.com.br/noticias/corona-virus/leitos-de-hospital-qual-a-diferenca-entre-eles/>. Accessed on: June 4, 2021.
- Charnes A, Cooper WW, Rhodes E. Measuring the efficiency of decision making units. *Eur J Oper Res*. 1978;2(6):429-44.
- Cimini F, Julião N, Souza A. Estratégia Brasileira de Combate à Covid-19: Como o vácuo na liderança minimiza os efeitos das políticas públicas já implementadas. UFMG/Cedeplar, 2020. Available from: <https://observatoriahospitalar.fiocruz.br/conteudo-interno/estrategia-brasileira-de-combate-Covid-19-como-o-vacuio-de-lideranca-minimiza-os>. Accessed on: May 25, 2021.
- Croda J. Pandemia no Brasil piora, mas só 1/3 cumpre isolamento; especialistas recomendam 70%. [Entrevista concedida ao jornal O Estado de São Paulo]. São Paulo: Estadão; 2021. Available from: <https://saude.estadao.com.br/noticias/geral,pandemia-no-brasil-piora-mas-so-13-cumprimento-especialistas-recomendam-70,70003651588>. Accessed on: June 26, 2021.
- De Sousa MD, Stošić B. Technical efficiency of the Brazilian municipalities: correcting nonparametric frontier measurements for outliers. *J Product Anal*. 2005;24(2):157-81.
- Entani, T, Maeda Y, Tanaka H. Dual models of interval DEA and its extension to interval data. *Eur J Oper Res*. 2020;136(1):32-45.
- Ervilha GT, Alves FF, Gomes AP. Desenvolvimento municipal e eficiência dos gastos públicos na Bahia: uma análise do IFDM a partir da metodologia DEA. *Encontro de Economia Baiana*. 2013;9:106-24.
- Estevão A. Covid-19. *Acta Radiológica Portuguesa*. 2020;32(1):5-6. Available from: <https://revistas.rcaap.pt/actaradiologica/article/view/19800>. Accessed on: May 24, 2021.
- Farrel J. The measurement of Productive efficiency. *J R Stat Soc Series A Gen*. 1957;125(2):252.
- Ferriados [internet]. Ferriados em Belo Horizonte. 2021. Available from: https://www.ferriados.com.br/ferriados-belo_horizonte-mg.php. Accessed on: May 27, 2021.
- Ferraz D, Mariano EB, Manzine PR, Moralles HF, Morceiro PC, Torres BG, et al. COVID Health Structure Index: The Vulnerability of Brazilian Microregions. *Soc Indic Res*. 2021:1-19.
- Fiocruz, Fundação Oswaldo Cruz. Boletim Observatório Covid-19. Available from: https://portal.fiocruz.br/sites/portal.fiocruz.br/files/documentos/boletim_covid_2021-semanas_14-15-red.pdf. Accessed on: June 16, 2021.
- Guimarães, FG, Carvalho, TM, Bernardes RM, Pinto JM. A organização da atenção Primária à Saúde de Belo Horizonte no enfrentamento da Pandemia Covid-19: relato de experiência. *APS em Revista*. 2020;2(2):74-82.
- Kohl S, Schoenfelder J, Fügener A, Brunner JO. The use of Data Envelopment Analysis (DEA) in healthcare with a focus on hospitals. *Health Care Manag Sci*. 2019;22(2):245-86.
- Leng A, Lemahieu H. Covid Performance Index. Sidney: Lowy Institute; 2021. Available from: <https://interactives.lowyinstitute.org/features/covid-performance/>. Accessed on: May 25, 2021.
- Melo I. Saiba que fatores podem influenciar na propagação do coronavírus. *GZH Saúde*; 2020. Available from: <https://gauchazh.clicrbs.com.br/saude/noticia/2020/03/saiba-que-fatores-podem-influenciar-na-propagacao-do-coronavirus-ck7pbt6q203zx01pqqbth2ubf.html>. Accessed on: May 24, 2021.
- Mello, JC, Gomes, EG, Meza LA, Leta FR. DEA advanced models for geometric evaluation of used lathes. *WSEAS Transactions on Systems*. 2008;7(5):510-20.
- Mello JC, Meza LA, Gomes EG, Neto LB. Curso de análise de envoltória de dados. *Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*. 2005;37:2520-47.
- Minas Gerais. Secretaria de Estado de Saúde de Minas Gerais. Romeu Zema determina abertura do hospital de campanha em Belo Horizonte. Minas Gerais; 2020. Available from: <https://coronavirus.saude.mg.gov.br/noticias/48-romeu-zema-determina-abertura-do-hospital-de-campanha-em-belo-horizonte>. Accessed on: July 10, 2021.
- Opas – Organização Pan-Americana da Saúde [internet]. Histórico da pandemia de Covid-19. Available from: <https://www.paho.org/pt/covid19/historico-da-pandemia-Covid-19>. Accessed on: May 24, 2021.

- Paixão RM. Análise da eficiência no setor bancário brasileiro: uso de modelos DEA e análise da fronteira invertida. 2019.
- Power GS, Harrison DA. Why try to predict ICU outcomes? *Curr Opin Crit Care*. 2014;20(5):544-9.
- Salluh JI, Soares M. ICU severity of illness scores: APACHE, SAPS and MPM. *Curr Opin Crit Care*. 2014;20(5):557-65.
- Silveira JQ, Meza LA, Mello JC. Identificação de benchmarks e anti-benchmarks para companhias aéreas usando modelos DEA e fronteira invertida. *Production*. 2012;22(4):788-95.
- Simar L, Wilson PW. Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *J Econometr*. 2007;136(1):31-64.
- Simar L, Wilson PW. Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models. *Manag Sci*. 1998;44(1):49-61.
- Transparência Internacional [internet]. Índice de Percepção da Corrupção 2020. Available from: <https://comunidade.transparenciainternacional.org.br/ipc-indice-de-percepcao-da-corrupcao-2020>. Accessed on: May 25, 2021.
- Yamada Y, Matui T, Sugiyama M. New analysis of efficiency based on DEA. *J Oper Res Soc Jpn*. 1994;37(2):158-67.
- Zampieri FG, Soares M, Salluh JI. Avaliação do desempenho de unidades de terapia intensiva durante a pandemia da COVID-19. *Rev Bras Ter Intens*. 2020;32:203-6.