

## **Eficiência do gasto público em Atenção Básica em Saúde nos municípios do Rio de Janeiro: escores robustos e seus determinantes**

**Alexandre de Cássio Rodrigues** – alexandrerodrigues.engprod@gmail.com

Universidade FUMEC

**Tiago Silveira Gontijo** – tsgontijo@hotmail.com

Universidade FUMEC

**Cristiana Fernandes de Muijder** – cristiana.muijder@fumec.br

Universidade FUMEC

### **Resumo**

Os serviços de saúde, cujo acesso é um direito de todos e dever do Estado, devem ser prestados com eficiência, pois os recursos públicos são escassos e há uma crescente demanda por parte da população. Neste contexto, o objetivo deste artigo é avaliar a eficiência dos gastos públicos em Atenção Básica em Saúde (ABS) nos municípios do Rio de Janeiro em 2015. Para isso, primeiramente, usa-se o procedimento jackstrap para identificar possíveis outliers e aplica-se a técnica Análise de Envolvimento de Dados (Data Envelopment Analysis - DEA) para calcular escores robustos de eficiência. Em seguida, estes escores são regredidos, por meio de um modelo tobit, em variáveis não discricionárias que possam afetar a eficiência dos municípios. Os resultados encontrados revelam que 63,9% dos municípios avaliados aplicaram eficientemente os recursos em ABS, mas que, diante dos gastos efetuados, os outputs em ABS poderiam ter sido, em média, 6,0% maiores, o sugere que a crise enfrentada pelo setor de saúde daquele estado não é somente decorrente da crise econômica, mas, também, consequência da má gestão dos recursos públicos. Acredita-se que este estudo possa auxiliar os gestores públicos a definir estratégias para incrementar a eficiência do gasto em ABS, o que é muito importante, uma vez que o Sistema Único de Saúde enfrenta desafios diversos, seja na qualidade dos serviços prestados, seja na efetividade de seus processos. Neste contexto, lidar com a temática da eficiência é extremamente pertinente em um cenário de envelhecimento da população e de notáveis surtos de doenças, como a febre amarela.

Palavras-chave: Eficiência; DEA; Outliers; Tobit; Atenção Básica em Saúde.

## 1. Introdução

O acesso à saúde exerce um papel estratégico na agenda de desenvolvimento de qualquer nação, pois está atrelado à melhoria do bem-estar da população, bem como à geração de emprego, renda e inovação (GADELHA; COSTA, 2012). Neste sentido, a Constituição Federal brasileira prevê que “a saúde é um direito de todos e dever do Estado, garantido mediante políticas sociais e econômicas que visem à redução do risco de doença e de outros agravos e ao acesso universal e igualitário às ações e serviços para sua promoção, proteção e recuperação” (BRASIL, 1988). Para garantir aquele direito, parte da receita proveniente dos impostos arrecadados pela União, Estados, Distrito Federal e Municípios deve ser aplicada em serviços públicos de saúde. Neste contexto, a conhecida escassez de recursos, sobretudo no nível municipal, e a necessidade de atendimento às crescentes demandas têm motivado o desenvolvimento de pesquisas com o propósito mensurar a eficiência dos gastos públicos em saúde (VARELA; MARTINS e FÁVERO, 2012).

Neste artigo tem-se particular interesse na mensuração da eficiência dos gastos públicos em Atenção Básica em Saúde (ABS), isto é, a relação entre os produtos gerados dado os recursos empregadas (ZHU, 2014). A ABS contempla ações que abrangem a promoção e a proteção da saúde, a prevenção de agravos, o diagnóstico, o tratamento, a reabilitação, redução de danos e a manutenção da saúde. Assim sendo, o objetivo desta política pública é desenvolver uma atenção integral que impacte na situação de saúde e autonomia das pessoas, devendo, portanto, ser o contato preferencial dos usuários e funcionar como um filtro capaz de organizar o fluxo dos serviços na rede do Sistema Único de Saúde (SUS), dos mais simples aos mais complexos (BRASIL, 2011).

A avaliação da eficiência em estudos relacionados à saúde pública é recorrente na literatura internacional (OZCAN, 2014; KAWAGUCHI; TONE e TSUTSUI, 2014; CAMPOS et. al, 2016; ARFA et. al, 2017; KHUSHALANI; OZCAN, 2017; JOHNY; RAJEEV, 2017). Especificamente no contexto nacional, a avaliação da eficiência em Atenção Básica em Saúde foi recentemente tratada em um estudo realizado pelo Banco Mundial (WORLD BANK, 2017). De acordo com os resultados deste trabalho, o Brasil, em comparação com outros países, deveria ser capaz de melhorar seus resultados de saúde em 9%, gastando a mesma quantidade de recursos. O estudo ainda revela que a eficiência média dos serviços primários de saúde é de 63% (ou seja, apresenta ineficiência de 37%), ao passo que nos serviços de saúde secundária e terciária, a eficiência média é ainda mais baixa: 29%. Isso significa que há possibilidade para melhorar consideravelmente a prestação de serviços, utilizando o mesmo nível de recursos.

Outros trabalhos (CABRAL et. al, 2016; BRAGA; FERREIRA e BRAGA, 2015) também discorrem sobre a mensuração da eficiência no contexto local. Por sua vez COSTA; BALBINOTTO NETO e SAMPAIO (2014) mensuraram a eficiência dos estados brasileiros no tocante aos transplantes públicos renais e (CESCONETTO; LAPA e CALVO, 2008) efetuaram uma análise sobre a eficiência produtiva de hospitais do SUS de Santa Catarina. Em comum, para medir a relação entre *outputs* e *inputs* do processo de prestação dos serviços em saúde, as investigações supracitadas empregaram a técnica Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA), que, de acordo com (LOBO; LINS, 2011), “pode ser considerada uma ferramenta importante para pesquisadores e gestores no estudo de eficiência e na formulação de políticas de saúde”. No entanto, ainda que relevantes, aqueles trabalhos ignoraram o fato de que os escores de eficiências podem ser subestimados pela existência de

*outliers* (ANDERSEN; PETERSEN, 1993; DE SOUSA; STOŠIĆ, 2005; AHAMED; NAIDU e SUBBA, 2015; BOYD; DOCKEN e RUGGIERO, 2016). Outros que o fizeram, como (DUARTE et. al, 2016), embora reconheçam que variáveis que não podem ser controladas pelos gestores possam influenciar os escores de eficiência, não avaliaram rigorosamente o efeito delas.

Para suprir essas lacunas, o objetivo deste artigo é avaliar a eficiência dos gastos públicos em Atenção Básica em Saúde dos municípios do Rio de Janeiro, estado que devido à falta de recursos financeiros, gerada pela redução na arrecadação, queda do preço do petróleo e a crise da Petrobras, além dos reflexos da crise nacional, tem enfrentado uma enorme crise no sistema de saúde pública (PUFF, 2016). Para tanto emprega-se uma abordagem em dois estágios, sendo que no primeiro, usando-se a técnica *jackstrap*, que combina técnicas de reamostragem *jackknife* e *bootstrap* para identificar possíveis *outliers*, calculam-se estimadores robustos dos escores de eficiência aplicando-se DEA. Em seguida, por meio de um modelo *tobit*, regridem-se aqueles escores em variáveis não discricionárias que possam afetar a eficiência dos municípios.

## 2. Métodos

### 2.1 Data Envelopment Analysis (DEA) e Jackstrap

Eficiência é um conceito relativo que compara o que uma firma (*Decision Making Units – DMU*) produziu (*outputs*), dados os recursos disponíveis (*inputs*), com o que poderia ser produzido com os mesmos recursos (ZHU, 2014). A DEA é uma técnica não paramétrica de mensuração de eficiência, a qual foi difundida, sobretudo a partir dos trabalhos seminais de Charnes; Cooper e Rhodes (1978) e Banker, et. al (2004). A principal diferença entre estes modelos clássicos é que enquanto o primeiro pressupõe retornos constantes de escala (RCE), isto é, que qualquer variação nos *inputs* implique em variação proporcional nos *outputs*, o segundo contempla o pressuposto de retornos variáveis de escala (RVE), ou seja, que para determinados volumes de *inputs*, a variação de *outputs* perca a proporcionalidade.

Embora a técnica DEA seja flexível quanto à adequação aos dados, os escores de eficiência por ela gerados são muito sensíveis à presença de *outliers*. Isso porque a ocorrência de *inputs* ínfimos ou *outputs* muito acima do esperado acarretam em mais baixos níveis de eficiência para as DMUs restantes. Para identificar possíveis *outliers*, De Sousa e Stošić (2005) propuseram uma técnica, *jackstrap*, que detecta *outliers* automaticamente.

O procedimento *jackstrap* baseia-se no conceito de alavancagem, que é o impacto da remoção  $DMU_0$  sobre os escores de eficiência das demais DMUs. Utilizando reamostragem *jackknife*, a alavancagem é dada pelo desvio-padrão dos escores de eficiência antes e depois daquela remoção. Tal abordagem pode ser computacionalmente intensiva, pois para N grande, o cálculo da alavancagem de todas as DMUs exigiria que  $N(N-1)$  problemas de programação linear tivessem que ser resolvidos. Por isso, De Sousa; Stošić (2005); combinaram as técnicas *jackknife* e *bootstrap*, originando o procedimento *jackstrap*, o qual torna o processo de identificação de *outliers* mais eficiente. Os passos para implementação do procedimento *jackstrap* são os seguintes: **(i)** Selecionar aleatoriamente um subconjunto de L DMUs e calcular as alavancagens  $\tilde{\ell}_l$ , em que  $\ell$  assume L valores distintos sorteados do conjunto  $\{1, \dots, N\}$ , pois não há reposição; **(ii)** Repetir o passo anterior B vezes para calcular as alavancagens  $\tilde{\ell}_{lb}$  ( $b = 1, \dots, B$ ). Assim, para B suficientemente grande, cada DMU  $\ell$  será selecionada  $m_l \cong BL/N$  vezes; e **(iii)** Calcular a alavancagem média para cada DMU:

$$\tilde{\ell}_l = \frac{\sum_{b=1}^{n_l} \tilde{\ell}_{lb}}{n_l} \quad (1)$$

e a alavancagem média global

$$\tilde{\ell} = \frac{\sum_{l=1}^N \tilde{\ell}_l}{N} \quad (2)$$

A seguir, as DMUs devem ser ordenadas de acordo com suas respectivas alavancagens. Para identificar as DMUs potencialmente influentes deve-se comparar aquelas alavancagens com um valor limiar. Schettini (2014) e Sousa; Souza, (2014) sugerem que este limiar seja definido a partir da função *Heaviside*, dada por:

$$P(\tilde{l}_0) = \begin{cases} 1, & \tilde{l}_0 < \tilde{l} \log N \\ 0, & \tilde{l}_0 \geq \tilde{l} \log N \end{cases} \quad (3)$$

em que  $\tilde{l} < \tilde{l} \log N$  é o valor limiar, o qual depende do tamanho da amostra (N). Apresentada a técnica DEA e o procedimento *Jackstrap*, a seguir são expostos os métodos da pesquisa.

## 2.2 Coleta e análise dos dados

Nesta pesquisa mensurou-se a eficiência dos gastos públicos em Atenção Básica em Saúde dos municípios do Rio de Janeiro, os quais foram admitidos como DMUs. Para isso, realizou-se uma avaliação *ex post*, quantitativa e descritiva. A amostra, não probabilística e intencional, foi constituída por 70 dos 92 municípios cariocas, para os quais a base de dados referente ao ano de 2015, a mais recente, era completa. Por não terem prestado contas dos gastos em ABS ou terem tido algum *output* nulo foram excluídos os seguintes municípios: Aperibé, Araruama, Bom Jardim, Cabo Frio, Cambuci, Carmo, Duas Barras, Iguaba Grande, Itaboraí, Itaguaí, Itaocara, Laje do Muriaé, Mangaratiba, Miguel Pereira, Nilópolis, Paraíba do Sul, São Gonçalo, São João de Meriti, São José do Vale do Rio Preto, Saquarema, Seropédica e Sumidouro.

Definidas as DMUs, passou-se à escolha dos *inputs* e *outputs*, que é uma etapa fundamental em DEA, pois os escores de eficiência são diretamente influenciados por essas variáveis (COOK; TONE e ZHU, 2014). Há que se frisar que, em se tratando de mensuração de eficiência, as variáveis utilizadas dependem da disponibilidade de dados. Por isso, há uma grande variabilidade de *inputs* e *outputs* em estudos envolvendo a avaliação da eficiência em Atenção Básica em Saúde. De modo a exemplificar a variabilidade de modelos utilizados pela literatura técnica, destaca-se por sua vez, que Cabral et. al (2016) adotaram como *inputs*: Recurso ABS; número de ACS, número de unidades básicas de saúde instaladas e número de equipes; Estratégia Saúde da Família implantadas (per capita). Os *outputs* escolhidos foram: percentual de gestantes maiores de 20 anos, nascidos vivos cujas mães realizaram sete ou

mais consultas pré-natais, média de cobertura vacinal, proporção de internações hospitalares por condições não sensíveis à atenção ambulatorial da população de 1 a 5 anos e proporção de internações hospitalares por condições não sensíveis à atenção ambulatorial da população de 60 anos ou mais. Duarte et. al (2016), por sua vez, adotaram como *inputs* o total da despesa com a função Saúde e escolheram, múltiplos *outputs*, a saber: quantidade aprovada de produção ambulatorial realizada pelo SUS, de doses aplicadas em ações de vacinação por município considerando população alvo, de visitas das equipes de Saúde da Família (ESF) e Agentes Comunitários de Saúde (ACS) às Famílias e de famílias que cadastradas nas equipes de Saúde da Família. Por fim, mas não menos importante, destaca-se que Braga; Ferreira e Braga (2015) utilizaram o número de equipes de saúde e gastos municipais com atenção básica como *inputs* e o número de Famílias acompanhadas pelo Programa de Saúde da Família e número de visitas domiciliares como *outputs*.

Neste trabalho considerou-se um *input* similar ao utilizado nos trabalhos anteriores: o gasto per capita em Atenção Básica em Saúde, o qual foi coletado no sítio do Tesouro Nacional. Quanto aos *outputs*, consideraram-se os indicadores que monitoram a ampliação do acesso à Atenção Básica de Saúde, os quais estão constam no rol de Diretrizes, Objetivos, Metas e Indicadores 2013-2015, pactuado pelo Conselho Nacional de Saúde. Estes, que foram coletados no sítio do Ministério da Saúde, são expressos no Quadro 1:

Indicador	Meta	Relevância
Cobertura populacional estimada pelas equipes de Atenção Básica (eq_saúde) que tem como base 3.000 pessoas por equipe.	Aumentar	Considera a centralidade da Atenção Básica no SUS, com a proposta de constituir-se como ordenadora do cuidado nos sistemas locais regionais de Saúde e eixo estruturante de programas e projetos, além de favorecer a capacidade resolutiva e os processos de territorialização e regionalização em saúde.
Proporção de internações por condições sensíveis à Atenção Básica (intern)	Reduzir	Desenvolver capacidade de resolução da Atenção Primária ao identificar áreas claramente passíveis de melhorias enfatizando problemas de saúde que necessitam de melhor prosseguimento e de melhor organização entre os níveis assistenciais
Cobertura de acompanhamento das condicionalidades de Saúde do Programa Bolsa Família (PSF)	Aumentar	Permite monitorar as famílias beneficiárias do PBF (famílias em situação de pobreza e extrema pobreza com dificuldade de acesso e de frequência aos serviços de Saúde) no que se refere às condicionalidades de Saúde, que tem por objetivo ofertar ações básicas, potencializando a melhoria da qualidade de vida das famílias e contribuindo para a sua inclusão social.
Cobertura populacional estimada pelas equipes básicas de Saúde Bucal (eq_bucal)	Aumentar	Mede a ampliação de acesso à saúde bucal pela população.
Média da ação coletiva de escovação dental supervisionada (escov)	Aumentar	Reflete o acesso à orientação para prevenção de doenças bucais, mais especificamente cárie e doenças periodontal.
Proporção de exodontia em relação aos procedimentos (exodont)	Reduzir	Quanto menor o percentual de exodontia, maior a qualidade do tratamento ofertado pela Odontologia do município, o que demonstra que o leque de ações abrange maior número de procedimentos preventivos e curativos, em detrimento da extração dentária.

Quadro 1: *Outputs* do modelo DEA .Fonte: Elaborado pelos autores a partir de Brasil (2014).

Uma observação importante a ser feita é que, para manter a coerência com metas expostas no Quadro 1, no cálculo dos escores de eficiência foram considerados como *outputs* o inverso da proporção de internações por condições sensíveis à Atenção Básica e o inverso da proporção de exodontia em relação aos procedimentos, pois se espera que quanto mais eficiente for a gestão, menores serão esses indicadores, ou seja, maiores serão os inversos deles. A orientação de modelos DEA a *outputs* ou a *inputs* depende da possibilidade de controle das variáveis produzidas e dos objetivos dos gestores das DMUs (COOK; TONE e ZHU, 2014). No caso em questão, considerou-se a orientação a *outputs*. Logo, foram classificados como eficientes os municípios que, considerando o *input* aplicado, conseguiram maximizar a obtenção de *outputs*. A orientação a *outputs* foi apropriada porque se fosse adotada a orientação a *inputs* o objetivo seria reduzir os insumos, mantendo-se os níveis atuais de produtos. Isso não seria adequado, pois os gastos municipais em saúde são limitados inferiormente pela constituição e, sobretudo, conforme já exposto, porque o propósito é ampliar os *outputs*. Além disso, foi admitido o pressuposto de retornos variáveis de escala, pois, segundo Ferreira e Gomes (2009), a hipótese de retornos constantes de escala “[...] somente é apropriada quando todas as DMUs estão operando em escala ótima. Competição imperfeita, restrições financeiras, dentre outras causas, podem levar uma DMU a não operar em escala de produção ótima”. Silva (2010) reconhece que o gap entre o empenho da despesa e efetiva aplicação dos recursos faz com que os municípios não consigam operar em escala ótima. Na implementação do procedimento *jackstrap* utilizou-se uma aplicação gentilmente cedida por Borko Stosic, professor associado da Universidade Federal Rural de Pernambuco. Dessa forma, detectaram-se os *outliers*. Realizada a exclusão deles, utilizou-se o *software Efficiency Measurement System* (EMS) para, por meio da técnica DEA, calcular os escores de eficiência.

Posteriormente, buscou-se explicar os determinantes da eficiência do gasto público em Atenção Básica em Saúde dos municípios do Rio de Janeiro. Para isso, utilizando-se o *software* Gretl, foram estimados os coeficientes de um modelo de regressão tobit, o qual, segundo Mcdonald (2009), se justifica porque a variável dependente, o escore de eficiência calculado pela DEA ( $\theta$ ), é limitado à unidade:

$$\theta_n = \begin{cases} \theta_n^*, \text{ if } 0 < \theta_n^* < 1 \\ 0, \text{ if } \theta_n^* < 0 \\ 1, \text{ if } \theta_n^* \geq 1 \end{cases} \quad (4)$$

Nesse contexto, buscou-se analisar se os escores de eficiência eram afetados pelo Produto Interno Bruto (PIB) per capita, em milhares de reais, e pelo nível de desenvolvimento socioeconômico do município, expresso pelo Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal (IFDM). Além disso, esses efeitos foram controlados pelo tamanho populacional dos municípios (*pop*), em milhares de habitantes. O cálculo das estatísticas descritivas referentes à assimetria e à curtose revelou, que dentre as variáveis analisadas, sobretudo PIB e IFDM, eram assimétricas e apresentavam pesos nas caudas. Para atenuar esse problema, conforme sugerido por Greene (2008), tomou-se o logaritmo de todas as variáveis, originando o modelo dado por (5). Desse modo, os coeficientes estimados fornecem a elasticidade, isto é, a variação percentual dos escores de eficiência correspondente à variação percentual dos fatores explicativos.

$$\ln(\theta_n) = \beta_0 + \beta_1 \ln(\text{PIB})_n + \beta_2 \ln(\text{IFDM})_n + \beta_3 \ln(\text{pop})_n + \varepsilon_i \quad (5)$$

### 3. Resultados e discussão

#### 3.1 Detecção e remoção de outliers

Como o propósito de detectar a presença de *outliers*, a base de dados relativa a 70 dos 92 municípios do Rio de Janeiro foi submetida ao teste de sensibilidade dos escores de eficiência por meio do procedimento *jackstrap*. No cálculo da alavancagem média de cada DMU, bem como o valor limiar, foram construídas  $B = 1.000$  réplicas de amostras aleatórias (bolhas) de tamanho  $L = 21$ , correspondendo, portanto, a 30% da amostra. Na definição do tamanho da bolha levou-se em consideração a recomendação de Banker et. al (2004) de que o número de DMUs seja igual a, no mínimo, três vezes a soma do o número de *inputs* (1) e *outputs* (6), pois a pequena quantidade de DMUs em comparação com o número de *inputs* e *outputs* diminui o poder de discriminação da DEA (COOK; TONE e ZHU, 2014).

O valor limiar do *leverage* calculado pelo procedimento *jackstrap* foi cotado em 0,006. Este valor foi inferior ao *leverage* de nove DMUs (Tabela 1), o que indica que estas são *outliers*. De fato, conforme esperado, quando comparado à média das 70 DMUs analisadas, estas DMUs apresentaram baixo *input* e/ou elevados *outputs*. Isso revela a pertinência da adoção do procedimento *jackstrap*, pois permitiu detectar DMUs com dados não plausíveis num contexto real, o que pode ter sido consequência de problemas de informação, com valores de gasto informados ínfimos, ou produção muito acima do esperado.

Tabela 1: *Input e outputs* das DMUs classificadas como *outliers*

Municípios	gasto	eq_saúde intern	PSF	eq_bucal	escov	exdont	
São Jose de Ubá	1260,29	100,00	0,08	78,47	100,00	0,44	0,01
Campos dos	14,97	85,57	0,06	94,55	64,18	0,02	0,14
São Pedro da Aldeia	321,80	75,15	0,08	43,30	63,91	0,15	0,11
São João da Barra	2321,08	100,00	0,04	89,90	100,00	7,84	0,12
Volta Redonda	42,74	100,00	0,05	70,60	78,64	63,39	0,20
Porto Real	2682,12	100,00	0,04	94,14	100,00	8,23	1,00
Silva Jardim	432,52	100,00	0,03	98,04	100,00	2,91	0,06
Valença	403,14	95,23	0,05	86,58	79,87	1,09	0,12
Barra Mansa	767,43	83,23	0,05	74,67	57,91	0,21	0,16
<b>Média (70 DMUs)</b>	<b>404,94</b>	<b>83,91</b>	<b>0,04</b>	<b>72,78</b>	<b>70,72</b>	<b>3,25</b>	<b>0,39</b>

Fonte: Elaborada pelos autores a partir dos dados da pesquisa

Identificados os *outliers*, os quais foram excluídos da amostra, adiante são mostrados os escores de eficiência calculados por meio da aplicação da técnica DEA.

#### 3.2 Escores de eficiência dos gastos públicos em ABS dos municípios do Rio de Janeiro

Observa-se que o procedimento *jackstrap* reduziu o número de DMUs eficientes de 43 para 39. Todavia, haja vista que o percentual de DMUs eficientes aumentou, a eficiência média subiu de 0,91 para 0,94. Assim, esses resultados indicam que, mesmo desconsiderando-se as DMUs influentes, os municípios avaliados poderiam, em média, aumentar os *outputs* em Atenção Básica em Saúde em até 6,0% ( $1 - 0,94$ ), sem aumentar os gastos per capita naquela área. Há que se destacar que o estudo do Banco Mundial mostrou que, no Brasil, a eficiência média dos serviços primários de saúde foi apurada em 63%. A divergência entre estes resultados pode ser explicada por dois motivos: (i) pela diferença entre as variáveis utilizadas (o estudo do Banco Mundial (World Bank, 2017) utilizou quatro indicadores selecionados dos sistemas de saúde, a saber: anos de vida padronizados por idade e ajustados por incapacidade; a probabilidade de morte entre 30 e 70 anos de idade por doenças cardiovasculares, câncer,

diabete ou problemas respiratórios crônicos; a percentagem de gastos de recursos próprios sobre as despesas totais com saúde (como indicador de proteção financeira); e um indicador de equidade na saúde, que inclui a imunização infantil contra sarampo, o índice de mortalidade infantil e o risco vitalício de morte materna) e (ii) a adoção da técnica *Jackstrap*, que ao excluir os municípios classificados como *outliers*, elevou a eficiência média.

A Tabela 3 apresenta os escores de eficiência, os alvos para os *outputs* e o principal *benchmark* dos 22 municípios do Rio de Janeiro classificados como ineficientes. Destaca-se que a detecção *benchmarks* é condição *sine qua non* para uma boa tomada de decisão por parte dos municípios, pois, através da comparação é possível aprender com as melhores práticas de gestão e estimular ações eficientes na gerência do gasto público em saúde. Em acréscimo destaca-se que as informações contidas na Tabela 2 poderiam constituir uma importante ferramenta de gestão para a negociação da Pactuação Programada e Integrada, e assim, fomentar quotas de repasse financeiro baseado em metas, por exemplo. Os alvos, em particular, podem ser interpretados como a meta ser perseguida pelos municípios para que se tornem eficientes, mantidos fixos os gastos per capita em ABS. Naturalmente, o alcance daquelas metas é mais desafiador para os municípios mais ineficientes.

 Tabela 2: Escores de eficiência, alvos e *benchmark* das DMUs ineficientes

N	Município	θ	eq_saúde		intern		PSF		eq_bucal		escov		exdont		Benchmark
			Atual	Alvo	Atual	Alvo	Atual	Alvo	Atual	Alvo	Atual	Alvo	Atual	Alvo	
1	Macaé	0,99	58,40	82,16	0,05	0,05	50,77	61,64	55,06	55,42	2,90	2,92	0,09	0,16	Petrópolis
2	Magé	0,78	67,66	86,24	0,04	0,05	59,44	75,81	28,62	76,43	0,02	1,55	0,05	0,11	Arraial do Cabo
3	São Fidélis	0,95	79,52	94,52	0,04	0,04	84,94	89,35	74,30	78,16	0,12	1,37	0,08	0,20	Itaperuna
4	Santo Antonio de Pádua	0,97	92,47	95,45	0,03	0,04	80,84	83,44	96,88	100,00	0,11	22,38	0,10	0,22	Pirai
5	Rio de Janeiro	0,97	51,21	85,59	0,05	0,05	82,10	84,76	26,15	44,97	0,61	1,19	0,18	0,21	Itaperuna
6	Nova Friburgo	0,99	45,85	78,97	0,05	0,05	58,48	58,83	35,58	42,45	0,01	0,76	0,10	0,14	Petrópolis
7	Queimados	0,54	41,46	91,61	0,03	0,06	42,10	78,05	14,43	72,41	0,59	3,30	0,06	0,33	Casimiro de Abreu
8	Paracambi	0,99	70,75	100,00	0,03	0,03	94,85	95,56	67,01	97,04	0,44	0,44	0,14	0,47	Paty do Alferes
9	Marica	0,96	68,83	81,86	0,05	0,05	38,44	59,19	19,43	52,64	0,38	1,57	0,18	0,20	Petrópolis
10	Resende	0,92	85,60	100,00	0,03	0,03	56,70	78,39	92,28	100,00	8,11	8,79	0,35	0,38	Três Rios
11	Mesquita	0,99	71,44	79,41	0,05	0,05	41,84	56,14	19,64	45,86	0,03	1,00	0,19	0,19	Petrópolis
12	São Francisco de Itabapoana	0,87	67,72	99,94	0,03	0,03	81,59	93,76	85,64	98,42	1,50	1,88	0,14	0,30	Natividade
13	Paraty	0,81	61,95	94,22	0,03	0,04	73,35	90,66	21,30	85,01	0,31	1,28	1,67	2,06	Rio das Flores
14	Barra do Pirai	0,92	71,67	77,49	0,04	0,04	60,97	70,39	56,66	1,60	1,48	1,60	0,50	0,54	Petrópolis
15	Belford Roxo	0,64	28,40	67,22	0,03	0,05	38,19	60,65	9,32	48,97	0,39	0,61	0,18	0,28	Petrópolis
16	Duque de	0,80	38,29	79,85	0,04	0,05	38,36	56,48	31,83	45,10	0,14	0,94	0,30	0,38	Petrópolis
17	Guapimirim	0,68	40,52	68,18	0,03	0,04	56,85	83,34	19,62	48,08	0,93	1,36	0,15	0,22	Itaperuna
18	Japeri	0,58	52,40	89,80	0,03	0,05	36,27	65,66	18,49	74,54	0,16	1,49	0,13	0,22	Comendador Levy Gasparian
19	Niterói	0,79	70,15	88,31	0,04	0,05	58,00	73,02	17,48	68,37	0,43	0,94	0,19	0,24	Arraial do Cabo
20	Nova Iguaçu	0,80	52,62	78,74	0,04	0,05	43,71	55,26	25,72	43,64	0,29	0,82	0,18	0,23	Petrópolis
21	Rio das Ostras	0,76	57,61	83,98	0,04	0,05	50,98	66,75	35,91	54,05	0,26	1,75	0,12	0,22	Petrópolis
22	Teresópolis	0,60	41,47	79,83	0,03	0,05	37,59	62,76	18,17	41,32	0,06	0,70	0,14	0,23	Petrópolis

Fonte: Elaborada pelos autores a partir dos resultados da aplicação da técnica DEA

É importante ressaltar que embora a DEA possibilite calcular os escores de eficiência das DMUs, essa técnica, isoladamente, não identifica os fatores que influenciam a eficiência. Assim, para completar a análise, a seguir, estimaram-se os coeficientes de um modelo econométrico com o propósito de verificar o efeito de variáveis não discricionárias, as quais, ao menos no curto prazo, não podem ser controladas pelos gestores.

### 3.3 Determinantes da eficiência do gasto público em ABS dos municípios do Rio de Janeiro

Os resultados das estimações dos coeficientes do modelo de regressão são mostrados na Tabela 3. Testes realizados não detectaram problemas de colinearidade, endogeneidade ou heterocedasticidade.

Tabela 3: Efeitos sobre a eficiência do gasto público em ABS dos municípios do RJ - 2015

Variável	Coefficiente	Erro padrão	Estatística Z	Valor p
Constante	0,525	0,430	1,225	0,221
PIB	0,026	0,082	0,315	0,753
IFDM	0,486	0,508	0,957	0,339
Pop	-0,110	0,089	-1,245	0,213

Fonte: Elaborado pelos autores

Analisando-se os resultados mostrados na Tabela 3, constata-se, ao nível de 5% significância, que as variáveis dependentes consideradas no modelo não explicaram a variabilidade dos escores de eficiência. Em outras palavras, não foram encontradas evidências de que municípios mais ricos, desenvolvidos e/ou populosos foram mais (ou menos) eficientes com relação ao gasto público em Atenção Básica em Saúde que aqueles não o são. Estes resultados contradizem aos apurados por Dias (2011), pois se verificou que quanto mais populoso e desenvolvido é um município brasileiro, maior é a tendência de que os gastos públicos em saúde sejam eficientes. Assim, possivelmente, os ganhos de escala observados em outros municípios brasileiros não se aplicam aos municípios cariocas.

## 4. Considerações finais

Neste artigo avaliou-se a eficiência dos gastos públicos em ABS dos municípios do Rio de Janeiro em 2015. Para isso, empregou-se uma abordagem em dois estágios. No primeiro estágio, usando-se o procedimento *jackstrap*, que combina técnicas de reamostragem *jackknife* e *bootstrap* para identificar possíveis *outliers*, calcularam-se estimadores robustos dos escores de eficiência aplicando-se DEA. Em seguida, por meio de um modelo tobit, regressaram-se aqueles escores em variáveis não discricionárias que pudessem afetar a eficiência daquelas instituições.

Os resultados obtidos por meio da aplicação do procedimento *jackstrap* mostraram que nove dos 70 municípios avaliados eram *outliers*, o que significa que estes, em

comparação com os demais, apresentaram baixo gasto per capita em ABS e/ou elevados *outputs*. Excluídos os *outliers*, por meio da técnica DEA, foram calculados escores de eficiência e identificados, os alvos para os *outputs* e o principal *benchmark*. Destaca-se que as estimativas do modelo de regressão tobit sugerem que, em 2015, a eficiência dos gastos públicos em ABS dos municípios do Rio de Janeiro não foi influenciada pelo PIB per capita, nível de desenvolvimento socioeconômico ou porte populacional, o que sugere a (in)eficiência dos gastos públicos em ABS é comum a todos os municípios.

Reconhece-se que os resultados aqui expostos não podem ser extrapolados, pois limitam-se aos municípios cariocas e para o período supracitado. Além disso, salienta-se que como os escores de eficiência calculados pela DEA são diretamente influenciados pelos *inputs* e *outputs* selecionados, pelo tipo de retorno de escala, pela orientação do modelo e, no contexto desta pesquisa, pela remoção de *outliers*, a adoção de novas escolhas podem gerar resultados diferentes. Ainda assim os métodos aqui empregados podem ser utilizados para avaliar a eficiência dos gastos públicos em ABS de municípios de outros estados. Além disso, trabalhos futuros poderão incorporar julgamentos de especialistas da área de saúde com relação à importância relativa dos *outputs*. Afinal, embora o modelo DEA empregado nesta pesquisa, ao atribuir pesos aos *inputs* e *outputs* de modo que maximizem os escores de eficiência das DMUs, permita identificar aquelas ineficientes, por outro, possibilita que pesos maiores sejam atribuídos a variáveis pouco relevantes ou pesos nulos a outras consideradas primordiais. Logo, há possibilidade de ter-se, equivocadamente, classificado como eficientes municípios que, de fato, eram ineficientes no julgamento de especialistas do setor.

Sugere-se, ainda, que trabalhos futuros analisem a existência de *slacks*/ folgas do modelo em relação ao *input* (gasto), para estimar a possibilidade de recursos adicionais a serem melhor aplicados nas demais ações de saúde básica. Paralelamente, sugere-se o desenvolvimento de um estudo centrado na análise espacial georreferenciada dos municípios, o que permitiria detectar clusters de ineficiência e ou eficiência. Quanto ao segundo estágio do modelo de eficiência, sugere-se o desenvolvimento de novas formulações econométricas a serem comparados com o modelo tobit, a saber: a regressão quantílica, que permitiria estratificar o grau de eficiência em faixas e a regressão beta, que permitiria modelar relações lineares e não lineares entre as variáveis independentes e a variável dependente do modelo.

Por fim, ressalta-se que este estudo pode ajudar os gestores públicos a definir estratégias para incrementar a eficiência do gasto em ABS, o que é muito importante, sobretudo no cenário atual, caracterizado pela escassez de recursos públicos e pela necessidade de atendimento às crescentes demandas de saúde.

## Referências

- AHAMED, S. K., NAIDU, M. M., SUBBA, R. R. C. Outliers in Data Envelopment Analysis. **International Journal of Computer Science and Security**, v. 9, n.3, p. 167-173, 2015.
- ANDERSEN, Per; PETERSEN, Niels Christian. A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. **Management science**, v. 39, n. 10, p. 1261-1264, 1993.
- ARFA, Chokri et al. Measuring the capacity utilization of public district hospitals in tunisia: using dual data envelopment analysis approach. **International journal of health policy and management**, v. 6, n. 1, p. 9, 2017.

BANKER, Rajiv D. et al. Returns to scale in different DEA models. **European Journal of Operational Research**, v. 154, n. 2, p. 345-362, 2004.

BRAGA, Gustavo Bastos; FERREIRA, Marco Aurélio Marques; BRAGA, Beatriz Bastos. A Eficiência da Atenção Primária à Saúde: Avaliando Discrepâncias. **Administração Pública e Gestão Social**, v. 7, n. 2, p. 100-107, 2015.

BRASIL. **Constituição da República Federativa do Brasil**. Brasília, DF: Senado Federal: Centro Gráfico, 1988.

BRASIL. **Portaria, n. 2.488, de 21 de outubro de 2011**. Aprova a Política Nacional de Atenção Básica, estabelecendo a revisão de diretrizes e normas para a organização da Atenção Básica, para a Estratégia Saúde da Família (ESF) e o Programa de Agentes Comunitários de Saúde (PACS). Ministério da Saúde, 2011.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Gestão Estratégica e Participativa. Departamento de Articulação Interfederativa. **Caderno de Diretrizes, Objetivos, Metas e Indicadores: 2013-2015**. 2014.

BOYD, Taylor; DOCKEN, Grace; RUGGIERO, John. Outliers in data envelopment analysis. **Journal of Centrum Cathedra**, v. 9, n. 2, p. 168-183, 2016.

CABRAL, Kerla Fabiana Dias et al. Análise da Eficiência na Atenção Primária à Saúde sob a Ótica dos Profissionais da Área. **Revista de Gestão em Sistemas de Saúde**, v. 5, n. 2, p. 71-83, 2016.

CAMPOS, M. S. et al. Public resource usage in health systems: a data envelopment analysis of the efficiency of health systems of autonomous communities in Spain. **Public health**, v. 138, p. 33-40, 2016.

CESCONETTO, André; LAPA, Jair dos Santos; CALVO, Maria Cristina Marino. Avaliação da eficiência produtiva de hospitais do SUS de Santa Catarina, Brasil. **Cadernos de Saúde pública**, v. 24, p. 2407-2417, 2008.

CHARNES, Abraham; COOPER, William W.; RHODES, Edwardo. Measuring the efficiency of decision making units. **European journal of operational research**, v. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.

COOK, W. D., TONE, K., ZHU, J. DEA: Prior to choosing a model. **Omega**, v. 44, p. 1-4, 2014.

COSTA, Cassia Kely Favoretto; BALBINOTTO NETO, Giacomo; SAMPAIO, Luciano Menezes Bezerra. Eficiência dos estados brasileiros e do Distrito Federal no sistema público

de transplante renal: uma análise usando método DEA (Análise Envoltória de Dados) e índice de Malmquist. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 30, p. 1667-1679, 2014.

DE SOUSA, Maria Da Conceição Sampaio; STOŠIĆ, Borko. Technical efficiency of the Brazilian municipalities: correcting nonparametric frontier measurements for outliers. **Journal of Productivity analysis**, v. 24, n. 2, p. 157-181, 2005.

DIAS, R. H. **Eficiência da atenção primária a saúde nos municípios brasileiros** [Dissertação de Mestrado]. Brasília: Universidade de Brasília (UnB), Departamento de Economia, 2011.

DUARTE, J. M. S, DINIZ J. Á, NOBRE, C. J. F., ARÁUJO, R. J. R.. A Eficiência dos Gastos Públicos nos Serviços de Saúde Municipal [Internet]. **16nd Congresso USP de Controladoria e Contabilidade**. São Paulo, 2016.

FERREIRA, C. M. D. C., GOMES, A. P. **Introdução à análise envoltória de dados: teoria, modelos e aplicações**. 1rd rev. ed. Viçosa: UFV, 2009. 389 p.

GADELHA, Carlos Augusto Grabois; COSTA, Laís Silveira. Saúde e desenvolvimento no Brasil: avanços e desafios. **Revista de Saúde Pública**, v. 46, p. 13-20, 2012.

GREENE, William H. The econometric approach to efficiency analysis. **The measurement of productive efficiency and productivity growth**, v. 1, n. 1, p. 92-250, 2008.

JOHNY, Vinny; RAJEEV, A. Data envelopment analysis of components of comprehensive index for community health assessment of Maharashtra. **Indian journal of community medicine: official publication of Indian Association of Preventive & Social Medicine**, v. 42, n. 3, p. 183, 2017.

KAWAGUCHI, Hiroyuki; TONE, Kaoru; TSUTSUI, Miki. Estimation of the efficiency of Japanese hospitals using a dynamic and network data envelopment analysis model. **Health care management science**, v. 17, n. 2, p. 101-112, 2014.

KHUSHALANI, Jaya; OZCAN, Yasar A. Are hospitals producing quality care efficiently? An analysis using Dynamic Network Data Envelopment Analysis (DEA). **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 60, p. 15-23, 2017.

MCDONALD, John. Using least squares and tobit in second stage DEA efficiency analyses. **European Journal of Operational Research**, v. 197, n. 2, p. 792-798, 2009.

LOBO, Maria Stella de Castro; LINS, Marcos Pereira Estellita. Avaliação da eficiência dos serviços de saúde por meio da análise envoltória de dados. **Cadernos de saúde coletiva (Rio J.)**, 2011.

OZCAN, YA. **Evaluation of Performance in Health Care**. In Health Care Benchmarking and Performance Evaluation (pp. 3-14). Springer, Boston, MA; 2014.

PUFF J. **Saúde pública: Como o RJ chegou a uma de suas piores crises no ano dos Jogos.** BBC (Brasil), 2016.

SCHETTINI B. P. **Eficiência técnica dos municípios Brasileiros na educação pública: Escores robustos e fatores determinantes.** Texto para Discussão, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2014.

SILVA, A. C. **Eficiência e equidade no gasto público com Ensino Fundamental nos municípios baianos selecionados: uma estimativa por meio de uma função de bem-estar.** III Prêmio SOF de monografias, 2010.

SOUSA, M. C. S, SOUZA, J. C. F. Escores robustos de eficiência e seus determinantes: o caso das agências do banco do Brasil. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 44, n. 1, p. 37-69, 2014.

VARELA, Patrícia Siqueira; MARTINS, Gilberto De Andrade; FÁVERO, Luiz Paulo Lopes. Desempenho dos municípios paulistas: uma avaliação de eficiência da atenção básica à saúde. **Revista de Administração (São Paulo)**, 2012.

WORLD BANK. **Um Ajuste Justo: Análise da Eficiência e Equidade do Gasto Público no Brasil.** Washington, DC: BIRD/Banco Mundial, 2017.

ZHU, Joe. **Quantitative models for performance evaluation and benchmarking: data envelopment analysis with spreadsheets.** Springer, 2014.