

A EFICIÊNCIA DOS SERVIÇOS PÚBLICOS DE SAÚDE NO BRASIL

Marianna Cruz Campos

Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN
Avenida Senador Salgado Filho, 3000 - Lagoa Nova, Natal – RN
mariannaccampos@gmail.com

Francisco Iranylson Gomes De Brito

Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)
Av. Sen. Salgado Filho, 3000 - Lagoa Nova, Natal - RN, 59078-970, Brasil
85iran@gmail.com

Mariana Rodrigues de Almeida

Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)
Av. Sen. Salgado Filho, 3000 - Lagoa Nova, Natal - RN, 59078-970, Brasil
almeidamariana@yahoo.com

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo avaliar o aumento da eficiência quanto ao nível de serviço oferecido para a população nas capitais brasileiras no âmbito da saúde. Para conduzir essa pesquisa, utilizou-se dados secundários obtidos por meio do banco de dados SIOSP (Sistema De Informações Sobre Orçamentos Públicos Em Saúde), referente ao período de 2008 a 2012, com o uso do modelo BCC orientado ao *input*. A estrutura do modelo foi sistematizada em três perspectivas baseadas por capital: despesas em saúde per capita, despesas totais em saúde e a porcentagem aplicada em recursos próprios em saúde. O modelo é composto por uma variável de *input* e oito variáveis de *output*. As análises dos resultados foram calculadas por meio da mensuração relativa a eficiência média dos períodos analisados longitudinalmente. Os resultados apontaram uma eficiência média de 83,70%, sobre as diferenças entre regiões e períodos. A partir desses resultados, os gestores da saúde podem direcionar recursos para diminuir as carências de serviços oferecidos à população.

PALAVRAS CHAVE. Análise Envoltória de Dados, Serviço de Saúde, Eficiência

ABSTRACT

This work aims to evaluate the increased efficiency in the level of service offered to the population in state capitals in health care. To conduct this research, we used secondary data obtained from the data bank SIOSP (System Information About Budgets In Public Health), covering the period 2008-2012, using the BCC input -oriented model. The structure was systematized in three perspectives based on capital: health expenditure per capita total health expenditure and the percentage applied on own resources in health. The model consists of a variable input and eight output variables. The analyzes of the results were calculated by measuring the average relative efficiency of the periods analyzed longitudinally. The results showed an average efficiency of 83.70 %, on the differences between regions and periods. From these results, managers can direct health resources to reduce the shortages of services offered to the population

KEYWORD. Data Envelopment Analysis. Health services. Efficiency

1. Introdução

A gestão pública brasileira na saúde está vinculada a aplicação dos recursos oriundos de recursos próprios dos municípios e de transferências governamentais de outras esferas. Em 2000, criou-se uma emenda Constitucional 29, que normatizou o percentual mínimo dos recursos próprios a serem aplicados pela esfera federal, estadual e municipal, bem como a Lei de Responsabilidade Fiscal – LRF que intensificou a obrigatoriedade da alocação dos recursos na saúde.

Visando atender os serviços públicos com qualidade e garantia dos direitos da sociedade, a eficiência do gerenciamento dos recursos no setor público depende do bom e eficaz desempenho. Para atender as demandas das áreas da saúde, as instituições, sejam na categoria privadas ou públicas, podem auxiliar-se o seu processo decisório com técnicas específicas, a tomada de decisão.

A literatura contempla uma técnica capaz de realizar comparativos de eficiência em múltiplas unidades de análise (*DMU – Decision Making Units*), considerando múltiplas entradas a serem minimizadas e múltiplas saídas a serem maximizadas. Essa técnica denomina-se *Data Envelopment Analysis (DEA)*, quando combinada a técnicas clássicas de otimização, sendo capaz de comparar as unidades por meio dos índices eficiência e ineficiência (BANKER *et al.*, 2004), incluindo a interdependência entre os períodos consecutivos com o DEA dinâmico (DDEA) (SUEYOSHI; SEKITANI, 2005). Ressalta-se também que essa técnica tem uma ampla aplicação e evolução nas modelagens matemáticas ao longo dos anos (COOK; SEIFORD, 2009; LIU *et al.*, 2013).

Estudos nacionais mostram bons resultados da aplicação de DEA em unidades de saúde (MARINHO, 2001; GONÇALVES *et al.*, 2007; LINS *et al.*, 2007; FONSECA; FERREIRA, 2009; LOBO *et al.*, 2009). Análise Envoltória de Dados (DEA) tem sido utilizada na área da saúde para estabelecer padrões referenciais para os serviços de saúde, clínicas e hospitais em países em desenvolvimento. A aplicação do DEA apresenta uma necessidade urgente, visto que serviços de saúde de qualidade são uma demanda e direito da sociedade, e também em razão da escassez dos recursos públicos.

Portanto, a problemática desta pesquisa envolve a construção e mensuração de um modelo conceitual, por meio da técnica *Data Envelopment Analysis (DEA)*, que seja adequado aos principais indicadores presentes no Planejamento Integrado do Sistema Único de Saúde, organizados em diretrizes, objetivos, metas e indicadores 2013/2015 para o processo de pactuação do Ministério da Saúde. À luz desse cenário, a temática central que esse estudo pretende investigar é: “como a determinação da eficiência por meio da Análise Envoltória de Dados pode auxiliar na melhoria do serviço prestado em saúde nas capitais brasileiras?”.

2. Análise envoltória de dados (DEA) aplicada em saúde

Análise Envoltória de Dados (DEA) é um método não-paramétrico que pode medir a eficiência. DEA é um modelo de programação matemática aplicado a dados observacionais que fornece uma nova maneira de obter estimativas empíricas de relações – tais como: as funções de produção e/ou possíveis superfícies de produção eficientes – que são pilares da economia moderna (CHARNES *et al.*, 1978).

O objetivo da técnica é fornecer um método para a identificação das unidades com as melhores práticas de um conjunto comparável de unidades tomadoras de decisões (*DMU – Decision Making Units*), formando uma fronteira de eficiência, possibilitando a aferição de metas de referência (metas de *benchmarking*) para as unidades ineficientes (COOK; SEIFORD, 2009), sendo possível aplicar em diversas áreas do conhecimento.

Os modelos matemáticos da Análise Envoltória de Dados têm evoluído para mensurar a complexidade dos sistemas. A decisão entre os modelos clássicos CCR ou BCC dependem do objetivo de análise. O modelo CCR pode ser apropriado quando o foco for a eficiência independente da escala das operações. Os especialistas buscam avaliar qual a escala de operações que influencia na eficiência, sendo o BCC será mais adequado (ROH *et al.*, 2013).

O primeiro modelo foi denominado de retornos constantes a escala (CRS – *Cosntant*

Returns to Scale). Qualquer variação nas entradas possui variação proporcional nos *outputs*. No modelo de multiplicadores (primal), além da eficiência, são obtidos os pesos de cada *input* e *output*. Considera-se n DMUs ($DMU_1, DMU_2, \dots, DMU_n$) e cada DMU_k ($j=1$ a n) utiliza n *inputs* x_{jk} ($j=1, \dots, n$) e m *outputs* y_{ik} ($i=1, \dots, m$) como variáveis. Quando a DMU_j for analisada, esta designa-se DMU_0 ($0=1, 2, \dots, n$) (KUAH *et al.*, 2010). O modelo é executado n (quantidade de DMUs) vezes para encontrar os escores de as unidades. Seleciona-se, assim, o conjunto de pesos de entrada e saída para maximizar a eficiência (pontuação máxima de 1 para a DMU mais eficaz). A eficiência é encontrada pela resolução da programação linear exposta no Quadro 01:

Modelo CCR Primal (Forma dos Multiplicadores)	Orientado ao <i>input</i>	$Max = \sum_{i=1}^m u_i \times y_{i0}$ <p>S.a.</p> $\sum_{i=1}^m u_i \times y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \times x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z$ $\sum_{j=1}^n v_j \times x_{j0} = 1$ $u_i \text{ e } v_j \geq 0, i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$	<p>Variáveis</p> <ul style="list-style-type: none"> u_i = Utilidade do <i>output</i> i; v_j = Utilidade do <i>inputs</i> j; x_{jk} = Quantidade do insumo j da DMU k; y_{ik} = Quantidade do produto i da DMU k; x_{j0} = Quantidade do insumo j da DMU em análise; y_{j0} = Quantidade do produto i da DMU em análise; z = Número de unidades em avaliação; m = Número de <i>outputs</i>; n = Número de <i>inputs</i>
	Orientado ao <i>output</i>	$Min = \sum_{j=1}^n v_j \times x_{j0}$ <p>S.a.</p> $\sum_{i=1}^m u_i \times y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \times x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z$ $\sum_{i=1}^m u_i \times y_{i0} = 1$ $u_i \text{ e } v_j \geq 0, i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$	

Quadro 01 - Modelo CCR Primal (Forma dos Multiplicadores)

A evolução do CCR foi para modelo com retornos de escala variáveis VRS (*Variable Returns to Scale*) sendo desenvolvida pelos autores Banker, Charnes e Cooper (1984). O modelo estima a eficiência técnica pura e expõe que os *outputs* não variam necessariamente proporcionais aos *inputs*, os ganhos são crescentes (*outputs* crescem além da proporção), constantes (crescimento proporcional) e decrescentes (*outputs* proporcionalmente menos que as saídas) (BANKER *et al.*, 1986). A fronteira de eficiência é formada pelo envoltório convexo das DMUs existentes (KUAH *et al.*, 2010). O modelo BCC não exige a mesma relação entre *inputs* e *outputs*, devido à eficiência de escala. Companhias de tamanhos diferentes podem ser analisadas utilizando o mesmo modelo (SOARES DE MELLO *et al.*, 2003). A eficiência é encontrada pela resolução da programação linear exposta no Quadro 02.

Os métodos mais utilizados, até a década de 80, para medir a eficiência na saúde são análise de proporção e técnicas econométricas. Porém, para os gestores da área a análise em taxas e proporções é incômodo, pois não permite uma análise multiproduto. Esse método também gera uma designação de unidades eficientes muito arbitrária (SHERMAN, 1984; ROSKO, 1990).

O primeiro trabalho associando a técnica com os serviços de saúde foi aplicado por Nunamaker (1983). Com 76,4% de sua amostra classificada como ineficiente, verificou-se que a transição destas unidades para a fronteira de eficiência geraria uma economia anual de US\$ 4 milhões de dólares. Em outras palavras, outras áreas críticas poderiam receber investimentos para a melhoria de seus processos. Consequentemente, DEA é uma técnica útil para a análise setorial de hospitais e auxilia na identificação das possíveis implicações políticas para um melhor atendimento (ROH *et al.*, 2013).

Modelo BCC Primal (Forma dos Multiplicadores)	Orientado ao <i>input</i>	$Max = \sum_{i=1}^m u_i \times y_{i0} + u$ $S.a.$ $\sum_{i=1}^m u_i \times y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \times x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z$ $\sum_{j=1}^n v_j \times x_{j0} = 1$ $u_i \text{ e } v_j \geq 0, i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$	<p style="text-align: center;">Variáveis</p> <p>u_i = peso calculado para o produto i;</p> <p>v_j = peso calculado para o insumo j;</p> <p>x_{jk} = quantidade do insumo j para unidade k;</p> <p>y_{ik} = quantidade do produto i para unidade k;</p> <p>x_{j0} = quantidade do insumo j para unidade em análise;</p> <p>y_{i0} = quantidade do produto i para unidade em análise;</p> <p>z = número de unidades em avaliação;</p> <p>m = número de tipos de produtos;</p> <p>n = número de tipos de insumo; e,</p> <p>u e v = coeficientes de retorno a escala</p>
	Orientado ao <i>output</i>	$Min = \sum_{j=1}^n v_j \times x_{j0} + v$ $S.a.$ $\sum_{i=1}^m u_i \times y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \times x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z$ $\sum_{i=1}^m u_i \times y_{i0} = 1$ $u_i \text{ e } v_j \geq 0, i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$	

Quadro 02 - Modelo BCC Primal (Forma dos Multiplicadores)

Ainda, assim, em um horizonte de 1983 a 2006, a técnica expandiu seus horizontes de aplicação de na saúde. A partir de Nunamaker (1983), em 2002, haviam cerca de 15 trabalhos e em 2006, 23 aplicações. Como a aplicação na saúde acompanhou o desenvolvimento da análise envoltória de dados, a evolução dos modelos também foi observada: no período de 1983 a 1997, 60% dos trabalhos aplicavam DEA em técnicas puras e simples; até 2006 a utilização do DEA/Malmquist, regressão e fronteira estocástica se tornaram mais frequentes e representativas. As aplicações neste período estavam mais focadas em hospitais, em seguida por asilos, médicos, cuidados primários e municípios/distritos, respectivamente (HOLLINGSWORTH *et al.*, 1999; HOLLINGSWORTH, 2003, 2008; LIU *et al.*, 2013).

Para Huang e McLaughlin (1989) e Giokas (2001), se a técnica DEA fosse utilizada a mais tempo, e seus resultados estivessem dispostos após à coleta, a gestão das unidades de saúde poderia focar a tomada de decisão nos pontos com anomalias ou extremos em relação ao custo e eficiência relativa. Com isso, utilizar os recursos próprios na busca das razões principais para os problemas mais graves. Desse modo, afirmam que a ferramenta deve fazer parte das opções de análise fornecidas ao gestor de saúde, um instrumento fundamental. É importante ressaltar sobre a importância da confiabilidade e disponibilidade dos dados para o sucesso da aplicação (VALDMANIS, 1990).

4. Método de pesquisa

De acordo com Turrioni e Mello (2012), este estudo pode ser classificado quanto a sua natureza como Pesquisa Aplicada, tendo em vista que almeja a utilização prática de seus resultados; quanto ao objetivo como Pesquisa Exploratória, por visar maior familiaridade com o tema, envolvendo sistematização bibliográfica e análise de exemplos; quanto a abordagem como Pesquisa Combinada, tendo em vista que se utilizada de métodos tanto Qualitativo e Quantitativo (Modelagem e Simulação, no caso DEA com o modelo BCC orientado ao input). A partir da delimitação do objeto de estudo, o presente projeto apresenta as seguintes fases da pesquisa: (a) revisão bibliográfica; (b) estudo exploratório; (c) estudo descritivo; e (d) análise dos dados.

Em suma, a pesquisa bibliográfica é utilizada neste trabalho para: (a) encontrar referencial teórico sobre gestão em saúde no Brasil; e (b) obter informações quantitativas

relevantes sobre os temas, que possibilitassem a aplicação de técnicas matemáticas e estatísticas com o objetivo de ampliar a compreensão sobre os temas e aplicá-las.

Após pesquisa, foi escolhido como base de dados para os indicadores municipais do rol de Diretrizes, Objetivos, Metas e Indicadores 2013-2015, estabelecidos pela Resolução Nº 5, de 19 de junho de 2013, e disponibilizados pelo DATASUS (Base de dados do Sistema Único de Saúde). Esse é um projeto que visa auxiliar os gestores federados na definição de metas para mensuração do desempenho.

O estudo exploratório permaneceu focado na análise das características geográficas das capitais no Norte, Sul, Sudeste, Nordeste e Centro-oeste. O estudo descritivo buscou analisar estatisticamente as características da amostra utilizada, por meio de medidas de dispersão, posição e o teste de homogeneidade. Os relatórios gerados pelo TABNET (instrumento de acesso) fornecem os valores dos indicadores na maioria das vezes secundários (em suas respectivas unidades e fórmulas associadas) em diversos níveis de análise: regional e municipal. A Tabela 01 mostra a classificação das capitais brasileiras por região.

N	Região	Estado	Sigla	Capital
	Centro-Oeste	Distrito Federal	DF	Brasília*
1	Centro-Oeste	Goiás	GO	Goiânia
2	Centro-Oeste	Mato Grosso	MT	Cuiabá
3	Centro-Oeste	Mato Grosso do Sul	MS	Campo Grande
4	Nordeste	Alagoas	AL	Maceió
5	Nordeste	Bahia	BA	Salvador
6	Nordeste	Ceará	CE	Fortaleza
7	Nordeste	Maranhão	MA	São Luís
8	Nordeste	Paraíba	PB	João Pessoa
9	Nordeste	Pernambuco	PE	Recife
10	Nordeste	Piauí	PI	Teresina
11	Nordeste	Rio Grande do Norte	RN	Natal
12	Nordeste	Sergipe	SE	Aracaju
13	Norte	Acre	AC	Rio Branco
14	Norte	Amapá	AP	Macapá
15	Norte	Amazonas	AM	Manaus
16	Norte	Pará	PA	Belém
17	Norte	Rondônia	RO	Porto Velho
18	Norte	Roraima	RR	Boa Vista
19	Norte	Tocantins	TO	Palmas
20	Sudeste	Espírito Santo	ES	Vitória
21	Sudeste	Minas Gerais	MG	Belo Horizonte
22	Sudeste	Rio de Janeiro	RJ	Rio de Janeiro
23	Sudeste	São Paulo	SP	São Paulo
24	Sul	Paraná	PR	Curitiba
25	Sul	Rio Grande do Sul	RS	Porto Alegre
26	Sul	Santa Catarina	SC	Florianópolis

Tabela 1 - Listagem de capitais pertencentes à amostra

*Brasília foi excluída da amostra por não possuir dados associados

O relatório de pactuação está dividido em 11 diretrizes e estas em 19 objetivos, que se desdobram em 67 indicadores especializados e universais à cada diretriz. Escolheu-se um indicador universal para cada diretriz que representasse em sua essência a melhoria do serviço prestado à população, e além disso que os dados estivessem disponíveis para análise no período entre 2008 a 2012. Em outras palavras, todo o horizonte de dados disponíveis. Foi considerado que desempenho eficiente de cada municipalidade está associado à performance adequada também em todas as diretrizes. A Tabela 2 expõe a configuração final dos indicadores mais adequados.

Diretriz	Indicador	Código
Atenção básica e especializada	Cobertura populacional estimada pelas equipes de Atenção Básica	AB1
Rede de atenção às urgências	Número de unidades de saúde com serviço de notificação de violência doméstica, sexual e outras violências implantado	UR1
Saúde da mulher	Razão de exames de mamografia de rastreamento realizados em mulheres de 50 a 69 anos e população da mesma faixa etária	ML2
Saúde Mental	Cobertura de Centros de Atenção Psicossocial	SM1
Saúde da pessoa idosa e portadores de doenças crônicas	Para município/região com 100 mil ou mais habitantes, estados e DF: Taxa de mortalidade prematura (<70 anos) pelo conjunto das 4 principais DCNT (Doenças do aparelho circulatório, câncer, diabetes e doenças respiratórias crônicas)	SP1
Saúde Indígena	Indicadores indisponíveis	
Vigilância em saúde	Proporção de vacinas do Calendário Básico de Vacinação da Criança com coberturas vacinais alcançadas	VS1
Assistência farmacêutica	Indicadores indisponíveis	
Valorização das relações de trabalho do SUS	Número de Mesas ou espaços formais municipais e estaduais de negociação permanente do SUS, implantados e/ou mantidos em funcionamento	VT6
Modelo de gestão	Indicadores indisponíveis	
Qualificação de instrumentos	Proporção de municípios com Ouvidoria Implantada	QI1

Tabela 2 - Indicadores definidos para o modelo

A análise quantitativa será realizada com o suporte da Análise Envoltória de Dados (DEA) orientado ao input. A escolha por DEA para a análise de eficiência deve-se ao fato que este método não indicará apenas a posição das capitais eficientes e ineficientes, mas também fornecerá um parâmetro de diagnóstico a fim de promover o aumento do desempenho dos países ineficientes, facilitando a visualização de quanto essas capitais devem evoluir para alcançar o desempenho das capitais eficientes como meta (COOK; SEIFORD, 2009). A Figura 1 resume as etapas metodológicas.

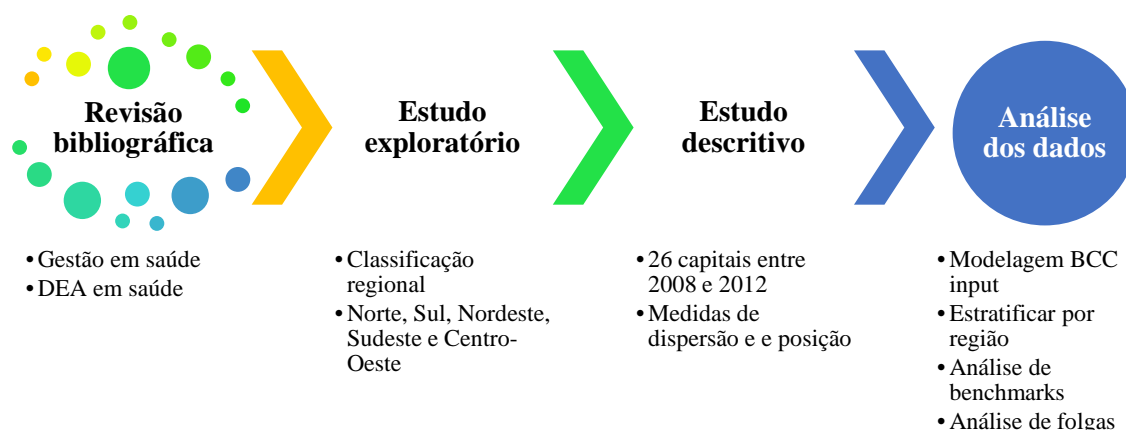


Figura 1- Esquema metodológico

A análise utilizou-se o modelo BCC orientado ao input. Esse modelo estabelece distinção entre ineficiências técnicas e de escala, estimando a eficiência técnica pura, a uma dada escala de operações, e identificando se estão presentes ganhos de escala crescente, decrescente e constante, para futura exploração (BANKER, *et al.*, 1984). Além disso, a análise elaborará um índice de eficiência combinado em três escores de eficiência a partir de 3 *inputs* diferentes: a porcentagem de recursos próprios exigidos pelo governo, despesa total em saúde e a despesa per capita.

Partindo desse princípio, foi escolhida a orientação do modelo para minimização dos *inputs*, ou seja, procuram responder à questão: dado o nível de *outputs* gerados, qual o menor nível de *inputs* que se pode alcançar mantendo-se o nível dos *outputs*? Como os *inputs* considerados tem foco financeiro, então a minimização do *input* demonstrou-se uma forma para mensurar melhores resultados, partindo do princípio o orçamento público é escasso e necessita ser bem analisado para obter a melhor eficiência. Além disso, segue a tendência desenvolvida pela literatura, pelas mesmas razões (YUSEFZADEH *et al.*, 2013). A Figura 2 esquematiza o modelo aplicado no artigo.

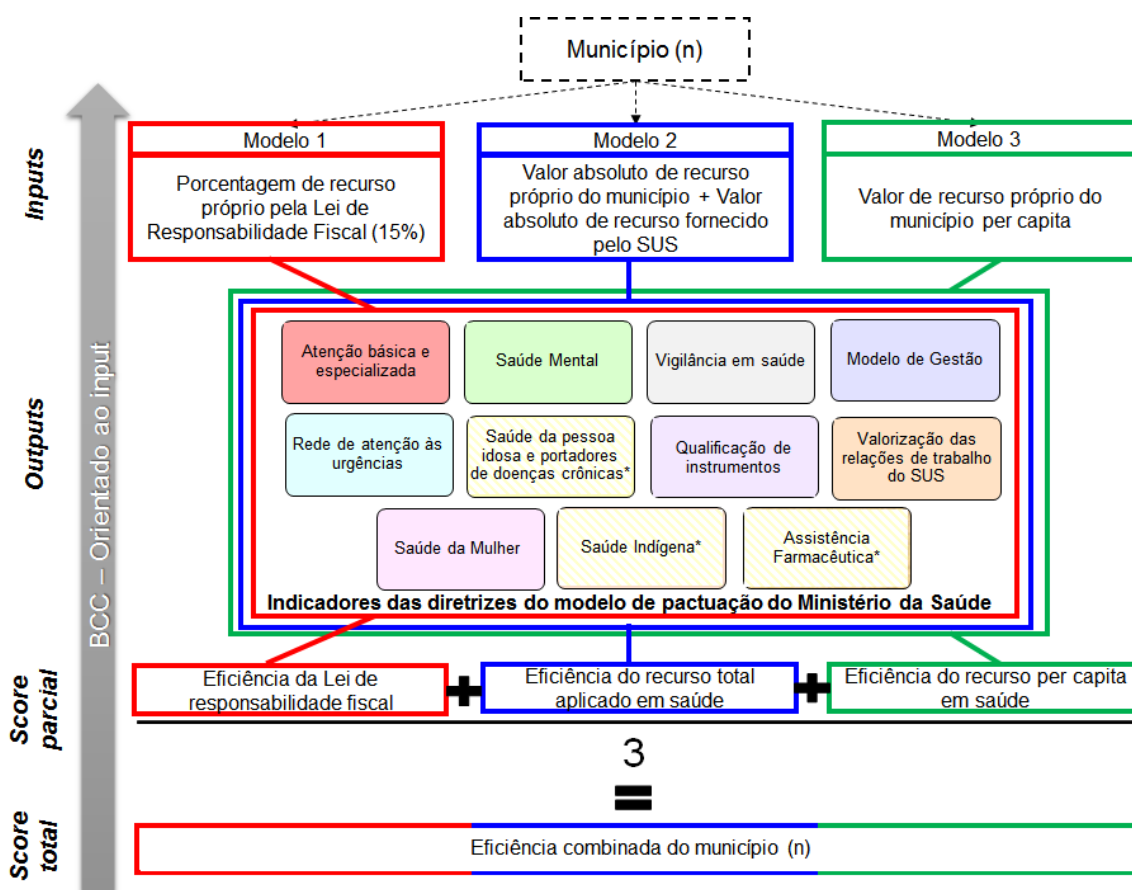


Figura 2 - Sistematização do modelo aplicado

*Apesar de estarem situados no relatório de pactuação, no período de 2008 a 2012 os indicadores não foram mensurados e conseqüentemente não fazem parte do modelo.

5. Análise de Resultados e Discussões

5.1 Estatística Descritiva

O Ministério da Saúde contemplou as 11 referidas diretrizes, como pilares indissociáveis para a melhoria do serviço em saúde brasileira. Ao associar esses indicadores com a despesa pública em saúde, observa-se os impactos na prestação de serviço. Na Tabela 3 é apresentada uma análise de estatística descritiva dos *inputs* e *outputs* analisados, com um intervalo de confiança de 95%, com os parâmetros média, mediana, erro padrão, desvio padrão, variância, mínimo, máximo e o coeficiente de variação.

Ao observar as medidas de dispersão, percebe-se que os dados não estão igualmente distribuídos por apresentarem uma inconsistência nos dados superior a 25% no coeficiente de variação na maioria das variáveis. Apenas os dados concernentes à porcentagem aplicada de recurso, apresentaram uma consistência mais próxima de 25%, mostrando que seus dados não estão muito dispersos em relação à média. Isso significa uma heterogeneidade de escala entre as capitais dentre os parâmetros observados.

	Porcentagem	Despesa Total	PerCapita	ABI	URI	ML2	SMI	VSI	VT6	QH	
2008	Média	0,18	557893762,32	170,51	0,65	0,01	0,22	0,58	0,38	0,31	0,62
	Erro padrão	0,01	159438112,22	13,79	0,04	0,00	0,02	0,07	0,04	0,09	0,10
	Mediana	0,17	340647631,59	154,24	0,61	0,01	0,24	0,57	0,33	0,01	1,00
	Desvio padrão	0,03	812978045,43	70,31	0,23	0,00	0,09	0,35	0,21	0,47	0,49
	Variância da amostra	0,00	660933302345680000,00	4943,96	0,05	0,00	0,01	0,12	0,04	0,22	0,24
	Mínimo	0,15	53399748,75	84,64	0,21	0,01	0,06	0,01	0,14	0,01	0,01
	Máximo	0,24	4038598134,04	415,42	1,00	0,01	0,47	1,26	0,83	1,00	1,00
	Coefficiente de Variação	0,14	1,46	0,41	0,35	0,00	0,40	0,60	0,55	1,48	0,79
2009	Média	0,19	627923548,24	184,09	0,65	14,23	0,22	0,64	0,50	0,39	0,96
	Erro padrão	0,01	179504140,25	13,83	0,04	3,16	0,02	0,07	0,05	0,10	0,04
	Mediana	0,19	400201213,17	168,82	0,59	9,00	0,22	0,61	0,45	0,01	1,00
	Desvio padrão	0,03	915295113,90	70,53	0,22	16,10	0,08	0,34	0,27	0,49	0,19
	Variância da amostra	0,00	837765145524263000,00	4973,96	0,05	259,22	0,01	0,12	0,07	0,24	0,04
	Mínimo	0,15	52488944,39	83,81	0,22	1,00	0,07	0,01	0,14	0,01	0,01
	Máximo	0,26	4584772904,32	410,18	1,00	68,00	0,40	1,29	0,86	1,00	1,00
	Coefficiente de Variação	0,17	1,46	0,38	0,34	1,13	0,36	0,53	0,54	1,26	0,20
2010	Média	0,19	710354169,89	210,32	0,64	21,58	0,19	0,70	0,38	0,35	0,96
	Erro padrão	0,01	199609478,98	14,73	0,04	4,28	0,02	0,07	0,05	0,09	0,04
	Mediana	0,19	459747209,79	196,98	0,59	12,50	0,19	0,66	0,33	0,01	1,00
	Desvio padrão	0,04	1017812628,41	75,08	0,22	21,82	0,09	0,34	0,25	0,48	0,19
	Variância da amostra	0,00	1035942546546940000,00	5637,66	0,05	476,09	0,01	0,12	0,06	0,23	0,04
	Mínimo	0,11	56490686,00	67,56	0,28	4,00	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
	Máximo	0,31	5031252112,39	420,54	1,00	74,00	0,42	1,49	0,86	1,00	1,00
	Coefficiente de Variação	0,21	1,43	0,36	0,34	1,01	0,47	0,49	0,66	1,36	0,20
2011	Média	0,19	819135031,35	237,84	0,59	25,58	0,21	0,69	0,46	0,31	0,96
	Erro padrão	0,01	231664882,95	16,32	0,04	5,39	0,02	0,06	0,05	0,09	0,04
	Mediana	0,18	505992289,77	223,74	0,57	15,50	0,24	0,63	0,38	0,01	1,00
	Desvio padrão	0,04	1181263758,75	83,22	0,20	27,48	0,09	0,32	0,25	0,47	0,19
	Variância da amostra	0,00	1395384067743740000,00	6925,73	0,04	755,37	0,01	0,10	0,06	0,22	0,04
	Mínimo	0,15	62043154,56	118,10	0,29	4,00	0,02	0,14	0,11	0,01	0,01
	Máximo	0,31	5761159738,13	492,99	1,00	112,00	0,43	1,47	1,00	1,00	1,00
	Coefficiente de Variação	0,19	1,44	0,35	0,33	1,07	0,44	0,47	0,54	1,48	0,20
2012	Média	0,20	944185515,64	271,81	0,61	37,81	0,25	0,69	0,40	0,35	1,00
	Erro padrão	0,01	263494530,04	18,11	0,04	8,43	0,02	0,06	0,05	0,09	0,00
	Mediana	0,20	564871048,74	262,25	0,57	18,00	0,26	0,63	0,38	0,01	1,00
	Desvio padrão	0,04	1343563750,38	92,33	0,19	42,98	0,09	0,31	0,28	0,48	0,00
	Variância da amostra	0,00	1805163551325060000,00	8524,38	0,04	1847,60	0,01	0,10	0,08	0,23	0,00
	Mínimo	0,15	77828783,55	122,13	0,23	8,00	0,01	0,19	0,01	0,01	1,00
	Máximo	0,29	6354313705,67	543,33	1,00	179,00	0,42	1,45	1,00	1,00	1,00
	Coefficiente de Variação	0,18	1,42	0,34	0,32	1,14	0,35	0,45	0,70	1,36	0,00

Tabela 3 - Estatística descritiva dos *inputs* e *outputs* do modelo

A Tabela 3 não consta as descrições estatísticas dos indicadores sobre Saúde da pessoa idosa e portadores de doenças crônicas (SPI), Saúde Indígena e Assistência farmacêutica por falta de informação nos bancos de dados.

5.2 Análise quantitativa

Os resultados da aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) com aplicação do modelo BCC orientado ao *input* foram apontaram um intervalo entre 9 a 13 capitais eficientes, o que oscila entre 35% a 50% da amostra funciona em uma escala adequada de trabalho. A eficiência média dos serviços públicos de saúde apresentam 83,70 % no período analisado. Observa-se, também, entre 13 a 17 capitais, mostraram-se ineficientes. Logo, tal análise expõe uma oportunidade para as diversas capitais e estados identificar quais fatores possam afetar a eficiência na saúde da mulher, atenção básica, na amplitude da rede de urgências ou rede de vigilância em saúde, por exemplo. Esses parâmetros podem ser analisados na Tabela 4.

BCC (técnica)	2008		2009		2010		2011		2012	
Média	81,97		84,45		84,41		84,82		82,87	
Desvio Padrão	20,43		20,13		20,11		18,60		20,01	
Mínimo	38,48		38,29		35,76		40,80		30,20	
Máximo	100		100		100		100		100	
Frequência (%)	Absoluta	Relativa	Absoluta	Relativa	Absoluta	Relativa	Absoluta	Relativa	Absoluta	Relativa
100	9	35%	12	46%	13	50%	10	38%	9	35%
90 -100	4	15%	3	12%	2	8%	4	15%	5	19%
80 -90	3	12%	2	8%	1	4%	4	15%	2	8%
70 80	2	8%	3	12%	4	15%	3	12%	2	8%
60 -70	3	12%	1	4%	2	8%	3	12%	5	19%
50 -60	3	12%	2	8%	2	8%	0	0%	1	4%
40 -50	1	4%	2	8%	1	4%	2	8%	1	4%
30 -40	1	4%	1	4%	1	4%	0	0%	1	4%
Abaixo de 30	0	0%	0	0%	0	0%	0	0%	0	0%
Total de capitais analisadas	26	100%	26	100%	26	100%	26	100%	26	100%

Tabela 4 - Avaliação global da eficiência dos serviços públicos de saúde nas capitais brasileiras

A mensuração da eficiência na amplitude do atendimento em saúde no decorrer dos anos, por meio do índice combinado possibilitou uma maior confiabilidade na análise, tendo em vista resultados muito positivos em um modelo, porém totalmente negativos em outra abordagem. O que poderia gerar um viés tendencioso na análise. Calculou-se a eficiência combinada pela média obtida dentre as taxas de eficiências: porcentagem aplicada, despesa total, despesa per capita. Alguns exemplos estão ilustrados na Tabela 5.

	DMU	Eficiência- Porcentagem aplicada	Eficiência- Despesa total	Eficiência - Despesa per capita	Eficiência combinada
2008	Palmas	90,3	64,24	41,41	65,32
	Maceió	100	54,7	100	84,90
	Rio de Janeiro	97,14	2,92	59,08	53,05
2009	Boa Vista	96,66	100	53,09	83,25
	Teresina	61,71	40,74	71,42	57,96
	Rio de Janeiro	93,76	7,48	44,77	48,67
	Cuiabá	79,45	28,22	69,3	58,99
2010	Boa Vista	61,93	92,09	48,34	67,45
	Palmas	79,77	100	52,97	77,58
	Cuiabá	58,32	88,15	64,04	70,17
2011	São Luís	63,73	11,47	47,19	40,80
	Salvador	100	52,89	100	84,30
	São Paulo	84,95	1,76	44,68	43,80
	Goiânia	79,81	100	99,07	92,96
2012	Belém	86,89	16,83	76,73	60,15
	Natal	100	45,12	68,19	71,10
	Salvador	100	43,55	100	81,18

Tabela 5 - Resultados de eficiência discrepantes

Quando subdivide-se o comportamento da eficiência em grupos, o nível regional no Norte e Centro-Oeste estão concentrados as maiores quantidades de ineficiência abaixo de 70%; no Nordeste também há uma predominância, porém existem mais capitais com 100% eficientes;

Sudeste e Sul estão com os melhores resultados nos serviços oferecidos na população. Em 2008 e 2009, os índices de eficiência estavam em patamares reduzidos. Já em 2010, os resultados obtiveram melhores resultados, mas em seguida tornaram-se resultados inferiores em relação ao ano anterior. A Tabela 6 apresenta as discrepâncias da taxa de eficiência das capitais brasileira no âmbito da saúde pública.

Região	DMU	2008	2009	2010	2011	2012
Norte	Porto Velho	97,05	98,73	97,30	89,62	94,72
Norte	Rio Branco	100,00	100,00	83,42	99,74	100,00
Norte	Manaus	74,49	96,23	76,83	100,00	100,00
Norte	Boa Vista	100,00	83,25	67,45	88,31	97,22
Norte	Belém	68,39	63,60	100,00	62,20	60,15
Norte	Macapá	89,66	94,44	92,51	97,43	92,79
Norte	Palmas	65,32	77,27	77,58	90,18	66,86
Nordeste	São Luís	86,84	48,34	47,08	40,80	45,07
Nordeste	Teresina	70,89	57,96	50,86	71,62	72,17
Nordeste	Fortaleza	53,24	100,00	59,47	60,99	59,72
Nordeste	Natal	95,39	80,20	74,70	80,22	71,10
Nordeste	João Pessoa	94,53	100,00	100,00	70,72	68,48
Nordeste	Recife	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Nordeste	Maceió	84,90	79,01	61,49	61,55	93,89
Nordeste	Aracaju	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Nordeste	Salvador	100,00	100,00	100,00	84,30	81,18
Sudeste	Belo Horizonte	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Sudeste	Vitória	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Sudeste	Rio de Janeiro	53,05	48,67	100,00	100,00	100,00
Sudeste	São Paulo	38,48	38,29	35,76	43,80	30,20
Sul	Curitiba	59,14	100,00	100,00	100,00	100,00
Sul	Florianópolis	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Sul	Porto Alegre	63,83	70,63	100,00	100,00	69,49
Centro-Oeste	Campo Grande	41,41	100,00	100,00	100,00	87,58
Centro-Oeste	Cuiabá	94,72	58,99	70,17	70,78	64,38
Centro-Oeste	Goiânia	100,00	100,00	100,00	92,96	99,69

Tabela 6 - Distribuição das capitais eficientes (azul), média eficiência (verde), média ineficiência (laranja) e fraca eficiência (vermelho) no modelo DEA BCC orientado a *input*

5.3 Análise de benchmarks

Ao conhecer mais detalhadamente as unidades eficientes, é importante verificar quais foram benchmarks para as demais capitais ineficientes. Isso significa que uma unidade *benchmark* significa ser referencia para aquelas DMUs ineficientes e, nesse caso, os benchmarks são as cidades eficientes em relação as unidades ineficientes podem obter melhorias na sua gestão. Excluindo, portanto, as capitais que foram *benchmarks* para elas próprias, observou-se que Vitória foi a capital mais referenciado, sendo *benchmarking* para 73 capitais. Enquanto isso, Salvador obteve uma taxa de 69 e Rio Branco obteve 49 durante o período observado. São Luís, Teresina, Fortaleza e Salvador e São Paulo não foram *benchmark* para nenhuma capital. A Tabela 7 expõe o panorama geral dos *benchmarks*.

Benchmarks	Por ano					Por modelo			Total
	2008	2009	2010	2011	2012	Percentage m aplicada	Despesa total	Despesa per capita	
Vitória	3	13	21	17	19	46	23	4	73

Salvador	13	18	23	7	8	23	7	39	69
Rio Branco	10	10	1	11	17	9	28	12	49
Recife	11	12	1	13	10	38	4	5	47
Goiânia	27	8	9	0	0	20	2	22	44
Aracaju	3	6	6	7	9	2	4	25	31
Curitiba	0	0	3	10	11	9	5	10	24
Belo Horizonte	1	1	0	10	9	10	1	10	21
Manaus	0	2	2	6	10	5	13	2	20
Macapá	2	3	3	5	7	2	1	17	20
Florianópolis	7	2	4	2	5	1	17	2	20
Boa Vista	5	4	0	0	8	0	17	0	17
Maceió	14	2	0	0	0	9	0	7	16
Campo Grande	0	2	3	5	0	0	10	0	10
Palmas	0	2	2	4	0	0	8	0	8
João Pessoa	0	4	4	0	0	0	1	7	8
Porto Velho	1	2	1	0	2	1	5	0	6
Belém	3	0	2	0	0	0	0	5	5
Rio de Janeiro	0	0	2	1	1	1	0	3	4
Cuiabá	3	0	0	0	0	0	0	3	3
Natal	0	0	0	1	1	0	0	2	2
Porto Alegre	0	0	0	1	1	0	0	2	2
São Luís	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Teresina	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 7 - Análise dos benchmarks

5.4 Análise das folgas

O conceito de eficiência de Pareto-Koopmans apresentado por Koopmans (1951) disserta que uma DMU (*Decision Making Unit*) é completamente eficiente se e somente se não é possível melhorar qualquer *input* ou *output* sem modificar outros *inputs* e *outputs* (COOPER *et al.*, 2007). Nesta análise em questão, a definição de Pareto-Koopmans foi utilizada para calcular eficiência. Em outras palavras, estimou-se a folga e os excessos ou escassez de variáveis de *inputs* foram calculados para o modelo de despesa per capita, visto que é o mais robusto. Os resultados são resumidos na Tabela 8.

Folgas	Despesa per capita					
	2008	2009	2010	2011	2012	Média
Porto Velho	0	-5,46	0	-35,41	0	-8,174
Rio Branco	0	0	-38,14	0	0	-7,628
Manaus	-40,59	0	-70,48	0	0	-22,214
Boa Vista	0	-108,66	-121,87	-12,49	0	-48,604
Belém	0	0	0	-19,52	-39,92	-11,888
Macapá	0	0	0	0	0	0
Palmas	-157,07	-125,84	-122,17	-56,43	-144,36	-121,174
Média Norte	-28,2371	-34,28	-50,38	-17,693	-26,3257	-31,38314286
São Luís	-28,49	-97,06	-126,96	-143,54	-85,98	-96,406
Teresina	-2,27	-52,66	-84,36	-47,4	-15,27	-40,392
Fortaleza	-33,97	0	0	0	-78,1	-22,414
Natal	-3,02	-33,08	-38,45	0	-81,87	-31,284
João Pessoa	0	0	0	-28,07	-11,73	-7,96
Recife	0	0	0	0	0	0
Maceió	0	0	-38,89	-30,88	0	-13,954
Aracaju	0	0	0	0	0	0
Salvador	0	0	0	0	0	0
Média Nordeste	-7,52778	-20,311	-32,0733	-27,766	-30,3278	-23,60111111

Belo Horizonte	0	0	0	0	0	0
Vitória	0	0	0	0	0	0
Rio de Janeiro	-69,52	-103,41	0	0	0	-34,586
São Paulo	-195,16	-205,97	-227,88	-212,22	-239,3	-216,106
Média Sudeste	-66,17	-77,345	-56,97	-53,055	-59,825	-62,673
Curitiba	-55	0	0	0	0	-11
Florianópolis	0	0	0	0	0	0
Porto Alegre	-90,98	-103,13	0	0	-87,52	-56,326
Média Sul	-48,66	-34,377	0	0	-29,1733	-22,442
Campo Grande	-112,36	0	0	0	-91,46	-40,764
Cuiabá	-12,24	-46,42	-70,43	-42,63	-81,15	-50,574
Goiânia	0	0	0	-2,47	0	-0,494
Média Centro-Oeste	-41,5333	-15,473	-23,4767	-15,033	-57,5367	-30,61066667
Média	-30,795	-33,911	-36,1396	-24,272	-36,7946	-32,38238462

Tabela 8 - Análise de folgas

De acordo com o resultado, a maior folga da média foi no Sudeste, e a menor no Sul com resultado próximo ao do Nordeste. Ao discutir essa modelagem, constata-se que o município que mais arrecada recurso nem sempre é o mais eficiente dentre os demais do nosso país, pois naturalmente realiza maiores dispêndios devido possuir uma população maior quando considerado a despesa per capita[MCC1]. Com os resultados, a eficiência média e o tamanho das folgas do município de São Paulo conseguem refletir essa realidade. Nessa pesquisa, o modelo não consegue capturar os efeitos se o dispêndio per capita foi ou não bem aplicado no sistema de saúde, assim algum município pode realizar maiores dispêndio que não necessariamente se torna o mais eficiente. Restringe-se, assim, essa análise das folgas apenas para os estados com folga zero, que foram classificados em: Macapá, Belo Horizonte, Florianópolis, Vitória, Salvador e Aracaju. Observa-se, também, que a maior folga dentre as regiões concentra-se na região sudeste, ou seja há um excesso de recursos sendo investidos

6. Considerações finais

Os serviços de saúde pública são muito precários no âmbito nacional. A partir desse estudo, os resultados apontaram as taxas de eficiência longitudinal dos serviços de saúde para nas 11 diretrizes da pactuação do Ministério da Saúde sob diferentes perspectivas de análises a eficiência do serviço público.

Com o período observado, foi possível constatar a escassez e a limitação dos serviços prestados de saúde para regiões do Norte- Centro-Oeste, pois demonstra-se carência e deficiência dos fundos públicos destinados ao apoio para aplicação do percentual mínimo dos recursos destinados a saúde pela Emenda Constitucional. A presente pesquisa propôs avaliar a eficiência dos serviços de saúde. Ao empregar a técnica Análise Envoltória de Dados para determinar o ranking das 26 capitais, com o modelo BBC orientado ao *input*, buscou-se identificar as capitais que obtiveram a eficiência máxima durante o período. Os resultados obtidos mostram que a eficiência média das capitais brasileira. Em outra perspectiva, as capitais referencias do nível máximo de eficiência em todos os períodos foram; Recife, Aracaju, Vitória, Florianópolis obtiveram 1000% de eficiência em todos os períodos 2008-2012. Isso significa que os recursos foram bem aplicados e gerenciado adequadamente. Ressalta-se que esse resultado apresenta algumas limitações por não contemplar todos os indicadores no sistema, bem como a modelagem apresentou artifícios de haver variáveis com ajustes sob forma de fração.

Por outro lado, a capital paulista obteve (37,30%) a menor taxa de eficiência em todos os períodos. Fato esse interessante, cabe um questionamento: os serviços prestados são tão ineficientes na realidade paulista? Isso significa que ao confrontar os resultados obtidos essa capital tem o maior número de habitantes, o que ocasiona uma discrepância na taxa de eficiência relativa ao comparar com outras capitais. Em outras palavras, isso significa que os serviços de saúde são ineficientes principalmente pela infraestrutura necessária para atender uma grande

população carente. Em seguida, as demais capitais do nordeste apresentam os mais baixos índices do país com as respectivas taxas de ineficiência: São Luís (53,62%); Teresina (64,7%); Fortaleza (66,68%). Nessa perspectiva, os direcionamentos de melhoria da saúde precisam canalizar melhoria nessas capitais para que possa alavancar o nível da saúde, sobretudo no nordeste.

Como proposta futura desta pesquisa, esses dados possibilitam realizar novas análises para contribuir no sistema de saúde público brasileiro. Pretende-se, assim, implementar o DEA-Malmquist para avaliar as mudanças da tecnológicas ao longo do tempo, bem como avaliar na perspectiva temporal com o modelo dinâmico a fim de compara-los quais estados apresentaram a maior taxa de eficiência em um determinado período continuamente.

Referências

- BANKER, R. D.; CONRAD, R. F.; STRAUSS, R. P.** (1986), A comparative application of data envelopment analysis and translog methods: an illustrative study of hospital production. *Management Science*, v. 32, n. 1, p. 30–44.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E.** (1978), Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429–444.
- COOK, W. D.; SEIFORD, L. M.** (2009), Data envelopment analysis (DEA) – Thirty years on. *European Journal of Operational Research*, v. 192, n. 1, p. 1–17.
- FONSECA, P. C.; FERREIRA, M. A. M.** (2009), Investigação dos Níveis de Eficiência na Utilização de Recursos no Setor de Saúde: uma análise das microrregiões de Minas Gerais. *Saúde e Sociedade*, v. 18, n. 2, p. 199–213, 2009.
- GIOKAS, D. I.** (2001), Greek hospitals: how well their resources are used. *Omega*, v. 29, n. 1, p. 73–83.
- GONÇALVES, A. C.; NORONHA, C. P.; LINS, M. P. E.; ALMEIDA, R. M. V. R.** (2007), Análise Envoltória de Dados na avaliação de hospitais públicos nas capitais brasileiras. *Revista Saúde Pública*, v. 41, n. 3, p. 1–9.
- HOLLINGSWORTH, B.** (2003), Non-parametric and parametric applications measuring efficiency in health care. *Health care management science*, v. 6, n. 4, p. 203–18, 2003.
- HOLLINGSWORTH, B.** (2008), The measurement of efficiency and productivity of health care delivery. *Health Economics*, v. 17, n. August, p. 1107–1128.
- HOLLINGSWORTH, B.; DAWSON, P. J.; MANIADAKIS, N.** (1999), Efficiency measurement of health care: a review of non-parametric methods and applications. *Health care management science*, v. 2, n. 3, p. 161–72.
- HUANG, Y.-G. L.; MCLAUGHLIN, C. P.** (1989), Articles Relative Efficiency in Rural Primary Health Care : An Application of Data Envelopment Analysis. *Health Services Research*, v. 24, n. 2, p. 143–158.
- KUAH, C. T.; WONG, K. Y.; BEHROUZI, F.** (2010), A Review on Data Envelopment Analysis (DEA). 2010 Fourth Asia International Conference on Mathematical/Analytical Modelling and Computer Simulation, , n. 2, p. 168–173, Ieee.
- LINS, M. E.; LOBO, M. S. D. C.; SILVA, A. C. M. DA; FISZMAN, R.; RIBEIRO, V. J. D. P.** (2007), O uso da Análise Envoltória de Dados (DEA) para avaliação dos hospitais universitários brasileiros. *Ciência & saúde coletiva*, v. 12, n. 4, p. 985–98.
- LIU, J. S.; LU, L. Y. Y.; LU, W.-M.; LIN, B. J. Y.** (2013), A survey of DEA applications. *Omega*, v. 41, n. 5, p. 893–902.
- LOBO, M. S. C.; OZCAN, Y. A.; SILVA, A. C. M.; LINS, M. P. E.; FISZMAN, R.** (2009), Financing reform and productivity change in Brazilian teaching hospitals: Malmquist approach. *Central European Journal of Operations Research*, v. 18, n. 2, p. 141–152.
- MARINHO, A.** (2001), *Hospitais públicos e privados com a geração de rankings*. Rio de Janeiro: IPEA.
- NUNAMAKER, T. R.** (1983), Measuring routine nursing service efficiency: a comparison of cost per patient day and data envelopment analysis models. *Health services research*, v. 18, n. 2 Pt 1, p. 183–208.

ROH, C.; MOON, M. J.; JUNG, K. (2013), Efficiency Disparities among Community Hospitals in Tennessee: Do Size, Location, Ownership, and Network Matter? *Journal of Health Care for the Poor and Underserved*, v. 24, n. 4, p. 1816–1833.

ROSKO, M. D. (1990), Measuring Technical Efficiency in Health Care Organizations. *Journal of Medical Systems*, v. 14, n. 5, p. 307–322, 1990.

SHERMAN, H. D. (1984), A New Approach to Evaluate and Measure Hospital Efficiency.

SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; MEZA, L. A.; GOMES, E. G.; SERAPIÃO, B. P.; LINS, M. P. E. (2003), Análise de envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. *Pesquisa Operacional*, v. 23, n. 2, p. 325–345, 2003.

VALDMANIS, V. G. (1990), Ownership and technical efficiency of hospitals. *Medical care*, v. 28, p. 552–561,

YUSEFZADEH, H.; GHADERI, H.; BAGHERZADE, R.; BAROUNI, M. (2013), The efficiency and budgeting of public hospitals: case study of iran. *Iranian Red Crescent medical journal*, v. 15, n. 5, p. 393–9, 2013.