

Estimação da Eficiência Técnica do SUS nos Estados Brasileiros na Presença de Insumos Não-Discrecionários

Mauricio Benegas*, Francisco Gildemir Ferreira da Silva†

Contents: 1. Introdução; 2. Dados; 3. Seleção de Variáveis no Modelo DEA; 4. Modelo DEA com Insumos Não Discrecionários; 5. Resultados; 6. Conclusões.

Palavras-chave: Eficiência Técnica, DEA, Saúde Pública.

Códigos JEL: C6, D2, I12.

O propósito deste trabalho é estimar a eficiência técnica do SUS utilizando dados de 2006, referentes às UF's no Brasil. Utiliza-se o modelo DEA com inclusão de insumos não-discrecionários para analisar o impacto que certas características locais podem ter sobre a eficiência na oferta de saúde. Adicionalmente, é utilizado um método de seleção de variáveis a fim de melhorar o poder discrecionário do modelo. Os resultados mostram que o modelo reduzido melhora o poder discriminatório sem haver perda significativa de informação, e que, população é a única variável contextual que efetivamente promove um ambiente favorável na oferta de saúde pública.

This paper estimates the technical efficiency of SUS of Brazilian states with data from 2006. The DEA model is used with nondiscretionary inputs to analyze how some demographics and socio-economics characteristics can be change technical efficiency of public health offer. In addition the paper introduces a selection variable method that reduces the original set of variable improving the discrimination power of DEA model. The results shown that the reduced model improves discrimination without loss information. Beside, the results suggest that the population is the only nondiscretionary input that creates actually a more favorable environment to offers public health.

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos dez anos tem havido um crescimento considerável no volume de trabalhos com a finalidade de avaliar a eficiência técnica dos gastos públicos no Brasil. Esse fenômeno pode ter duas

*Universidade Federal do Ceará (CAEN/UFC). E-mail: mauricio_benegas@caen.ufc.br

†Universidade Federal do Ceará (CAEN/UFC e ANTT). E-mail: gildemir@gmail.com



justificativas a princípio. A primeira é o interesse *per se* no assunto, haja vista a importância do estado na economia brasileira com respeito a oferta de certos serviços como educação, saúde e segurança. A segunda justificativa é a disponibilidade de técnicas relativamente simples e bem fundamentadas para avaliação da eficiência técnica, que têm como exemplos imediatos o modelo de fronteira estocástica de produção (FEP) e o modelo de análise de envoltória de dados (DEA – *Data Envelopment Analysis*).

No caso específico da saúde pública, uma rápida busca na rede mundial de computadores, retornou mais de duzentos trabalhos (entre textos para discussão e artigos publicados em periódicos indexados) que em alguma instância se propõe a avaliar a eficiência técnica de serviços de saúde pública no Brasil. Com raríssimas exceções, esses trabalhos utilizam o modelo DEA para tal propósito.

O interesse nessa rubrica específica não pode ser considerado circunstancial. Os serviços de saúde pública no Brasil responderam por mais de 99% do total de atendimentos entre janeiro de 2008 e julho de 2010, conforme dados disponibilizados pelo DATASUS.¹ Este fato revela a grande responsabilidade que o estado carrega no atendimento desse serviço. Alie-se a isso o fato de que saúde constitui um dos componentes essenciais no cômputo do bem-estar social e do crescimento econômico de longo-prazo.² Não obstante a relevância desse serviço, o Brasil ainda apresenta indicadores de saúde aquém de países em condições socio-econômicas semelhantes. Segundo o anuário estatístico da CEPAL de 2006, em 2000 o Brasil apresentou a quarta maior taxa de mortalidade entre a grande maioria dos países da América Latina e Caribe, ficando atrás apenas do Haiti, Bolívia e Peru.

O Brasil não pode ser considerado um país que investe muito em saúde, mas também não está entre os que investem pouco. Ainda com relação ao ano de 2000, segundo dados disponibilizados pela Organização Mundial da Saúde, numa lista de 192 países, o Brasil ocupa a 49^a posição no tocante ao gasto com saúde como proporção do PIB. Os dados revelam ainda que o Brasil alocou 7,2% do Produto Interno Bruto em serviços de saúde em 2000 e que 40% desse volume corresponde aos gastos da União nessa rubrica.³

Outra justificativa importante para o estudo da eficiência na saúde pública reside na própria concepção do Sistema Único de Saúde (SUS). A Lei Orgânica de Saúde de 1990, estabelece como um dos princípios do SUS, ser eficiente e eficaz.⁴ Noutros termos a saúde pública deve ser gerida de modo a alocar racionalmente os recursos e gerar responsividade no atendimento à sociedade.

Em vista da discussão acima, o objetivo do presente trabalho, é avaliar a eficiência técnica do gasto público em saúde entre as Unidades da Federação (UF's) no Brasil utilizando dados de 2006. Para este fim, o modelo DEA é empregado utilizando-se tanto sua versão com retornos constantes quanto a com retornos variáveis de escala. Neste particular, o trabalho não se constitui em novidade.⁵ Existem, entretanto, duas extensões do modelo básico que representam contribuições importantes do ponto de vista metodológico.

Em primeiro lugar, os modelos utilizados (DEA com retornos constantes e retornos variáveis de escala) incluem insumos não-discrecionários.⁶ A utilização desse tipo de variável em modelos DEA,

¹Vide o sítio www2.datasus.gov.br. Os serviços considerados foram os procedimentos hospitalares (que inclui internações) e serviços ambulatoriais.

²No trabalho de Bloom et al (2004), os autores utilizam dados da Penn World Table e constataam que saúde é estatisticamente significativa para o crescimento econômico. Especificamente, os autores estimam que o aumento de um ano na expectativa de vida da população aumenta o produto em 4%.

³A mesma fonte revela que em 2007, o Brasil alocou 8,8% do PIB em saúde tendo o estado sido responsável por 41,6% desse volume.

⁴Vide Lei nº 8.080 de 19 de Setembro de 1990, itens XI, XII e XIII.

⁵Os trabalhos de Calvo (2004), Marinho (2002) e Trompieri-Neto et alii (2009) são excelentes referências sobre a aplicação do modelo DEA para a determinação da eficiência técnica em serviços de saúde.

⁶Em Marinho et alii (2009), os autores utilizam esse tipo de variável para avaliação de eficiência do gasto em saúde. Mas, o enfoque é diferente. Especificamente, Marinho et alii (2009) avaliam a eficiência técnica do gasto com saúde em geral (não apenas o gasto público) e comparam a performance do Brasil em relação aos países da OCDE.

foi originalmente proposto por Banker e Morey (1986) e, posteriormente, Ruggiero (1994) sugeriu refinamentos importantes na metodologia. O uso desse tipo de variável na avaliação de eficiência técnica do gasto público em saúde, tem o propósito de identificar como certas características da UF podem influenciar sua performance no atendimento à saúde. Como será visto na seção que discute os resultados, a inclusão de insumos não discrecionários promove uma melhora significativa de eficiência para quase todas as UF's na amostra.

A segunda contribuição proposta neste trabalho é a utilização de um método de seleção de variáveis baseada em técnicas de estatística multivariada. O método consiste em utilizar uma medida de correlação matricial, conhecida como Coeficiente de Determinação Generalizado de Yanai, com o propósito de reduzir o conjunto original de variáveis (insumos, produtos e variáveis contextuais) a um subconjunto que promova uma melhora no poder discriminatório dos modelos DEA utilizados, sem que haja perda significativa de informação. De fato, como será visto mais adiante, a redução do conjunto de produtos de 12 para 5 destes, geram resultados que melhoram o poder discriminatório dos modelos com uma perda de informação desprezível do ponto de vista estatístico.

No que segue, além desta introdução, o trabalho está dividido da seguinte forma: a Seção 2 apresenta os dados utilizados no trabalho; a Seção 3 discute a seleção de variáveis em modelos DEA bem como apresenta o método proposto; a Seção 4 discute os insumos não discrecionários utilizados no trabalho; a Seção 5 apresenta e discute os resultados; por fim a Seção 6 apresenta as principais conclusões obtidas no estudo.

2. DADOS

As informações referentes aos insumos e produtos que serviram de base de dados para aplicação dos modelos, foram obtidas nos Indicadores e Dados Básicos para Saúde – IDB 2008, dispostos no DATASUS, órgão pertencente à Secretaria Executiva do Ministério da Saúde responsável pela coleta, processamento e disseminação das informações sobre saúde.

Tendo em vista a dificuldade de obtenção de dados mais atuais, todos os indicadores utilizados neste trabalho referem-se ao ano de 2006.

Em se tratando de insumo foi utilizado o gasto total anual per capita com saúde que reflete os desembolsos realizados pelas três esferas públicas. Este indicador é muito usado para subsidiar processos de planejamento, gestão e avaliação de políticas públicas de saúde.

Os indicadores de produtos refletem a capacidade de cada Estado gerar resultados na área de saúde. Portanto foi utilizado um amplo conjunto de indicadores que permitissem mensurar o grau de eficiência obtido por cada UF a partir da utilização do insumo gasto per capita. Para tanto, selecionou-se os indicadores que medem a esperança de vida ao nascer para homens, esperança de vida ao nascer para mulheres, esperança de vida ao nascer para ambos os sexos, taxa de sobrevivência infantil, médicos por habitante, leitos por habitante, cobertura vacinal tríplice viral, cobertura vacinal tetravalente, cobertura vacinal BCG, cobertura vacinal poliomielite, cobertura de esgotamento sanitário e cobertura de coleta lixo. No caso específico da taxa de mortalidade infantil a variável considerada foi o seu inverso, ou seja, a taxa de sobrevivência infantil. A apresentação posterior dos resultados, considera a notação mostrada no Quadro 1.

3. SELEÇÃO DE VARIÁVEIS NO MODELO DEA

No trabalho de Dyson et alii (2001), os autores procuraram reunir, tanto quanto possível, os problemas mais frequentes na utilização do modelo CCR e suas variantes. Adicionalmente os autores



Quadro 1 – Glossário de insumos e produtos

Insumo/Produto	Descrição	Unidade de Medida
x	Gasto em saúde per capita	Reais
y_2	Esperança de vida dos homens	Anos
y_3	Esperança de vida das mulheres	Anos
y_4	Esperança de vida de ambos os sexos	Anos
y_5	Taxa de sobrevivência infantil	Inverso da taxa de mortalidade infantil
y_6	Número de médicos por 1000 habitantes	–
y_7	Número de leitos por 1000 habitantes	–
y_8	Cobertura vacinal: triplice viral	% da população
y_9	Cobertura vacinal: tetravalente	% da população
y_{10}	Cobertura vacinal: BCG	% da população
y_{11}	Cobertura vacinal: poliomielite	% da população
y_{12}	Cobertura de esgotamento sanitário	% da população
y_{13}	Cobertura de coleta de lixo	% da população

propõe algumas soluções a tais problemas, mas deixam claro que tais soluções dependem mais do contexto do que do modelo propriamente dito.⁷

Uma das questões levantadas no trabalho é o problema da dimensionalidade dos espaços de insumos e produtos. A consequência quase imediata do uso de uma grande quantidade dessas variáveis é a perda do poder discriminatório dos modelos, uma vez que os resultados geram uma quantidade muito grande de DMU's eficientes. Assim, todo esforço em conceber técnicas de seleção de variáveis é justificável.

A maneira mais popular de seleção de variáveis em DEA é utilizar a matriz de correlação dos insumos e dos produtos separadamente. Quando duas variáveis (insumos ou produtos) exibem uma correlação alta, uma delas é descartada, geralmente utilizando critérios *ad hoc*. Ocorre que a eliminação de uma ou outra variável pode ter um impacto dramático sobre as eficiências estimadas.⁸

Nos últimos anos, a aplicação de métodos de estatística multivariada, principalmente a análise de componentes principais (CP), têm se popularizado entre os pesquisadores por se mostrar uma alternativa satisfatória para seleção de variáveis. A formulação de um modelo DEA, com insumos e produtos agregados através de componentes principais, é o foco dos trabalhos Ueda e Hoshiai (1997) e Adler e Golany (2002). Uma dificuldade na utilização de CP's em substituição de insumos e produtos, é que as "novas" variáveis podem ser negativas. Em geral é necessário promover alguma transformação sobre as CP's o que pode impactar os resultados. Uma forma de contornar o problema é utilizar o modelo DEA aditivo que, segundo Ali e Seiford (1990), é invariante à translações de insumos e produtos.⁹ Adler e Golany (2001) utilizam essa propriedade para aplicar DEA combinado com CP's na avaliação da ET de aeroportos na Europa.

Existem ainda uma complicação de ordem computacional. Mesmo que a negatividade das CP's não seja um problema, resta a questão de como interpretar os resultados, no tocante à projeção de insumos e produtos. O fato é que, a única forma satisfatória de fazê-lo é retornar às variáveis originais, o que

⁷Dito de outra forma, os autores não oferecem respostas que sejam gerais. De fato, são "dicas" que deveriam ser implementadas de acordo com uma orientação mais empírica do que analítica.

⁸Dyson et alii (2001) oferecem um exemplo que esclarece esse ponto.

⁹Em Pastor (1996) o autor mostra que o modelo BCC orientado pelo produto (insumo) é invariante à translação em insumos (produtos).

pode exigir um esforço computacional considerável. Alguns autores selecionam as variáveis baseado em sua contribuição para as componentes principais. Especificamente, são selecionadas as variáveis com o maior valor absoluto dentre os coeficientes da combinação linear que compõe as componentes. Como em geral as primeiras poucas componentes explicam a quase totalidade da variância dos dados o resultado é um subconjunto de variáveis consideravelmente reduzido. Jenkins e Anderson (2003) utilizam o método de covariância parcial condicionada para não apenas determinar a correlação entre variáveis, mas também identificar que variáveis contribuem mais ou menos para essa correlação. Com essa técnica os autores mostram que a remoção de variáveis com baixa contribuição para as correlações não altera os resultados de forma significativa.

A abordagem adotada no presente trabalho procura combinar o método de Jenkins e Anderson (2003) com a análise de componentes principais. O método proposto é baseado no trabalho de Cadima e Jolliffe (2001), e consiste em utilizar uma medida de correlação matricial entre a projeção ortogonal dos dados sobre o subespaço gerado por um subconjunto de CP's e a projeção ortogonal dos dados sobre o subespaço gerado por um subconjunto das variáveis originais. Essa medida de correlação matricial é conhecida como Coeficiente de Determinação Generalizado de Yanai (CDGY daqui por diante). Fixado o subconjunto de CP's selecionadas (geralmente as que explicam entre oitenta e noventa por cento da variância dos dados), o subconjunto de variáveis selecionadas corresponde àquelas que maximizam o CDGY. Utilizando os testes de Mann-Witney e de Kolmogorov-Smirnov, verificou-se que, com a seleção de menos de 50% dos produtos originais através do máximo CDGY, as eficiências estimadas no modelo reduzido praticamente replicam os resultados do modelo completo.

A seção seguinte apresenta o método proposto. Com o propósito de tornar a apresentação tão acessível quanto possível, faz-se uma breve discussão sobre a análise de componentes principais e em seguida é definido o CDGY. Por fim a seção é encerrada com a apresentação e discussão da metodologia de seleção de variáveis sugerida.

3.1. Análise de Componentes Principais e o Coeficiente de Determinação Generalizado de Yanai¹⁰

Seja A uma matriz de dados com dimensão $(n \times p)$, em que p indica o número de variáveis e n o número de observações de cada variável. Como existe apenas um insumo no modelo a ser estimado, não existe necessidade de seleção. Neste caso, a matriz A se refere à matriz de produtos ou à matriz de insumos não discrecionários.¹¹ É importante lembrar que o número de observações no caso da formulação dos modelos DEA, indica número de colunas nas matrizes pertinentes. Assim, para a aplicação do método proposto, a matriz A deve ser considerada como a tranposta da matriz de produtos (ou de insumos não discrecionários).

Dada a matriz de covariância dos dados $S = (1/n)A'A$, sejam Λ e P a matriz diagonal de autovalores (dispostos em ordem decrescente) e a matriz de autovetores normalizados de S , respectivamente. As p CP's são as colunas da matriz $(n \times p)$ dada por $C = AP$. Usando a decomposição espectral de S , é fácil mostrar que a matriz de covariância de C é exatamente Λ , de forma que, as variáveis em C são não correlacionadas. Por essa razão a transformação AP é às vezes chamada de decorrelação dos dados.

Denote por \mathcal{G} um subconjunto de índices associados a $q \leq p$ CP's dispostas em ordem decrescente de autovalores (em geral as q primeiras). Semelhantemente defina \mathcal{K} um subconjunto de índices associado a $k \leq p$ variáveis originais. Os conjuntos \mathcal{G} e \mathcal{K} são os subespaços gerados pelos vetores com índices em \mathcal{G} e \mathcal{K} respectivamente. No que segue definem-se as seguintes matrizes:

- $\Lambda_{\mathcal{G}}$ submatriz de autovalores com índices em \mathcal{G} ;

¹⁰Essa seção é baseada em Jolliffe (1986) e Cadima e Jolliffe (2001).

¹¹Insumos não discrecionários são discutidos na seção seguinte.



- P_G submatriz de autovetores associados a Λ_G ;
- $S_G = A_G \Lambda_G A'_G$ denota a matriz de covariância associada as componentes principais com índices em \mathcal{G} .

Define-se P_G como sendo a matriz de projeção ortogonal sobre o subespaço G tal que

$$P_G = n^{-1} A S_G^{-1} A' \quad (1)$$

onde S_G^{-1} é a inversa generalizada de Moore-Penrose de S_G . Selhantemente P_K é a matriz de projeção ortogonal sobre o subespaço K definida como

$$P_K = n^{-1} A I_K S_K^{-1} I'_K A' \quad (2)$$

onde I_K é a submatriz da matriz identidade obtida pela seleção das k colunas com índices em \mathcal{K} e $S_K = n^{-1} I'_K A' A I_K$.

Dadas as definições acima o coeficiente de determinação generalizado de Yanai (CDGY) entre os subespaços G e K é definido como

$$GDC(G, K) = \frac{\text{tr}(P_G P_K)}{\sqrt{qk}} \quad (3)$$

Suponha que \mathcal{G} seja mantido fixado, neste caso a seleção de variáveis que exibem a maior contribuição às componentes principais selecionadas é o conjunto de índices $\tilde{\mathcal{K}}$ tal que

$$\tilde{\mathcal{K}} \in \arg \max_{\mathcal{K}} GDC(G, K) \quad (4)$$

Os modelos reduzidos, ou seja, aqueles em que houve seleção de variáveis, podem ser representados alterando-se os modelos de tecnologia CCR e BCC, como abaixo.

$$\tilde{T}_{CCR} = \{(x, y_{\tilde{\mathcal{K}}}) \in \mathbb{R}_+^N \times \mathbb{R}_+^M; x \geq X\lambda, y_{\tilde{\mathcal{K}}} \leq Y_{\tilde{\mathcal{K}}}\lambda, \lambda \geq 0\} \quad (5)$$

$$\tilde{T}_{BCC} = \{(x, y_{\tilde{\mathcal{K}}}) \in \mathbb{R}_+^N \times \mathbb{R}_+^M; x \geq X\lambda, y_{\tilde{\mathcal{K}}} \leq Y_{\tilde{\mathcal{K}}}\lambda, \mathbf{1}'\lambda = 1, \lambda \geq 0\} \quad (6)$$

onde x é o vetor de insumo e $y_{\tilde{\mathcal{K}}}$ é o subvetor de produtos de uma dada DMU, que resulta da manutenção das linhas com índices em $\tilde{\mathcal{K}}$ e $Y_{\tilde{\mathcal{K}}}$ é a submatriz de produtos com as mesmas linhas com índice em $\tilde{\mathcal{K}}$. Por fim X a matriz que reúne todos os vetores de insumos e λ é o vetor de intensidades.

4. MODELO DEA COM INSUMOS NÃO DISCRICIONÁRIOS

Na análise da eficiência técnica de serviços públicos localmente ofertados, é importante considerar o impacto que as características da localidade podem exercer sobre as estimativas de eficiência. Em termos mais gerais, todo processo produtivo pode sofrer influência de fatores externos que não podem ser controlados pelo gestor. O impacto que esses fatores exercem sobre a performance do processo produtivo varia conforme o contexto. Mas é fato que, desconsiderar a presença de tais fatores externos pode levar à estimativas enviesadas das eficiências técnicas (ET's). Usando dados simulados, Ruggiero (1994) mostra que em geral a ET é subestimada se, o que autor chama de “variáveis ambientais”,¹² não forem levadas em consideração.

¹²A terminologia utilizada para esse tipo de variável não é padrão. Banker e Morey (1986) usam o termo “variáveis exógenamente fixadas” e Cooper et alii (2006) referem-se a esse tipo de variável como “não-discricionária”. Neste trabalho é utilizado o termo “insumos não-discricionários” para o conjunto de fatores que influenciam o processo produtivo mas não podem ser controlados, especificamente, fatores geográficos, sociais e econômicos da UF sob análise.

Para esclarecer esse ponto considere o seguinte exemplo. Tome duas localidades, A e B, e suponha que essas localidades são idênticas em tudo exceto que a localidade A apresenta um percentual de pessoas pobres maior do que a localidade B. Neste termos, os serviços de saúde pública seriam “favorecidos” na localidade A, pois, em considerando que ambas alocam as mesmas quantidades de recursos, a produção em A deveria ser maior, já que a quantidade de usuários é potencialmente maior. Veja que, essa maior quantidade de produto nada tem a ver com uma melhor gestão de recursos na localidade A, isso é uma consequência de uma dada característica dessa localidade.¹³

O reconhecimento de que, em se tratando de serviços públicos locais, é importante considerar variáveis não discrecionárias na avaliação de performance, é encontrado no trabalho de Bradford e Oates (1969). A incorporação destas em modelos de fronteira para estimação de eficiência técnica, entretanto, é recente. O primeiro trabalho a considerar esta possibilidade é o de Banker e Morey (1986). Como apontado por Ruggiero (1994), o trabalho de Banker e Morey (1986) apresenta certas inconsistências quando se trata de estimação de eficiência técnica do setor público, especificamente o modelo sugerido não satisfaz o postulado de “efeito ambiental” que estabelece que, *ceteris paribus*, se determinada localidade se depara com um ambiente mais favorável, esta deveria produzir tanto quanto outra localidade num ambiente menos favorável. O autor argumenta que sem esse postulado as ET's podem ser subestimadas.

A seguir, é apresentado formalmente o modelo DEA com insumos não discrecionários.¹⁴ Supõe-se que existem K DMU's utilizando um vetor de insumos $x \in \mathbb{R}_+^n$ para a produção do vetor de produtos $y \in \mathbb{R}_+^m$. Adicionalmente é suposto que cada DMU na amostra se depara com um vetor $z \in \mathbb{R}_+^l$ de insumos não-discrecionários. Utilizando a notação introduzida na seção prévia, X e Y são as matrizes de insumos e produtos na amostra e Z é a matriz de insumos não discrecionários. As tecnologias T_{CCR} e T_{BCC} na presença de insumos não discrecionários serão denotadas por $T_{CCR}(z)$ e $T_{BCC}(z)$, respectivamente, e são definidas como

$$T_{CCR}(z) = \{(x, y) \in \mathbb{R}_+^N \times \mathbb{R}_+^M; x \geq X\lambda, y \leq Y\lambda, z = Z\lambda, \lambda \geq 0\} \quad (7)$$

$$T_{BCC}(z) = \{(x, y) \in \mathbb{R}_+^N \times \mathbb{R}_+^M; x \geq X\lambda, y \leq Y\lambda, z = Z\lambda, 1'\lambda = 1, \lambda \geq 0\} \quad (8)$$

Para qualquer DMU k , $ET_k(z_k)$ representa a eficiência técnica orientada pelo produto considerando o vetor de insumos não-discrecionários. Utiliza-se a mesma notação para eficiência técnica pura e eficiência de escala. Assim tem-se que

$$ET_k(z_k) = \begin{cases} \max_{\theta, \lambda} \theta \\ s.a. \\ (x_k, \theta y_k) \in T_{CCR}(z_k) \end{cases} \quad ETP_k(z_k) = \begin{cases} \max_{\theta, \lambda} \theta \\ s.a. \\ (x_k, \theta y_k) \in T_{BCC}(z_k) \end{cases} \quad (9)$$

A eficiência de escala também é calculada nos moldes dos modelos tradicionais, tal que, $EE_k(z_k) = ET_k(z_k)/ETP_k(z_k)$.

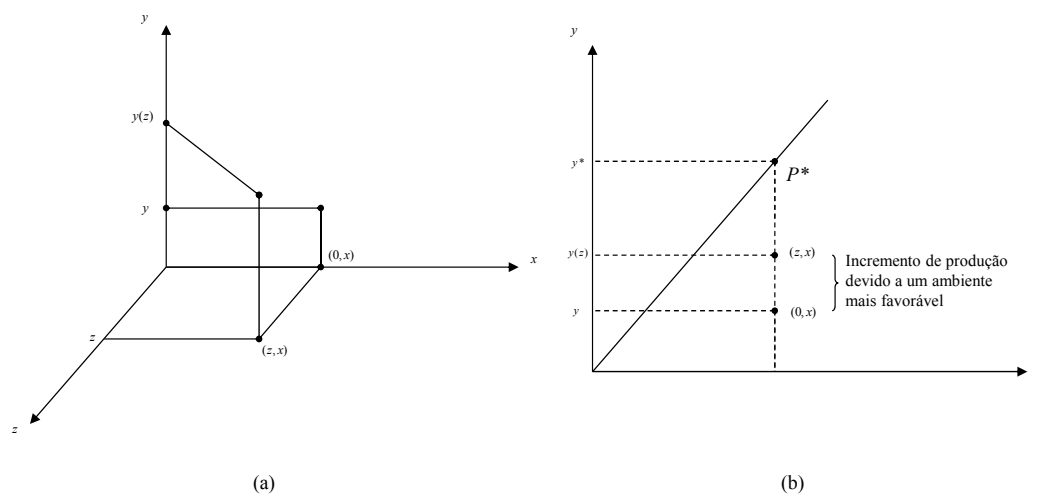
A Figura 1 ilustra o cálculo da eficiência técnica na presença de insumos não-discrecionários. Na parte (a) da figura está representado um processo de produção em que um insumo discrecionário é utilizado para a produção de um produto e, adicionalmente admite-se que existe um insumo não-discrecionário com influência efetiva no nível de produção. No ponto $(0, x)$ supõe-se que não há insumo discrecionário tal que a produção total é dada por y . No ponto (z, x) uma quantidade não nula de insumo não-discrecionário promove um ambiente favorável fazendo com que a produção aumente de y para $y(z)$ sem que se altere a quantidade de insumo discrecionário. A parte (b) da figura representa a projeção dos pontos $(0, x)$ e (z, x) no plano. Com essa projeção é possível obter o cálculo da eficiência técnica nos dois cenários.

¹³Ruggiero (1994) oferece outros exemplos interessantes.

¹⁴São apresentados apenas os modelos com orientação pelo produto.



Figure 1: Eficiência técnica na presença de insumos não-discricionários



Usando a definição de eficiência técnica nota-se que $ET = y/y^*$ e $ET(z) = y(z)/y^* = ET[y(z)/y]$. Assim, se o insumo não discricionário promove um ambiente favorável à DMU analisada, tem-se que $ET < ET(z)$.

4.1. Insumos Não Discricionários na Saúde Pública

Essa seção tem por finalidade apresentar o conjunto de variáveis que foram selecionadas para representar os insumos não discricionários pertinentes à produção de serviços de saúde pública. Cada uma dessas variáveis busca caracterizar o contexto particular a cada UF. Algumas dessas variáveis possuem essencialmente a mesma informação, mas como será visto mais adiante, a aplicação do método de seleção de variáveis baseado no CDGY reduz o conjunto original a um subconjunto formado por variáveis que captam características contextuais distintas entre si.

O conjunto de insumos não discricionários previamente selecionados é composto por: população (total), área geográfica (Km^2), densidade populacional (população dividida pela área), razão dos gêneros (população feminina dividida pela população masculina), grau de urbanização (percentual de população urbana), população idosa (percentual da população com mais de 60 anos), taxa de analfabetismo (percentual da população), percentual da população com menos de 1 ano de estudo, percentual da população com mais de 1 e menos de 3 anos de estudo, percentual da população com mais de 4 e menos de 7 anos de estudo, percentual da população com mais de 7 anos de estudo e população de pobres (percentual da população com renda média inferior à 1/2 salário mínimo).

A inclusão das variáveis população, área geográfica e densidade populacional, objetiva captar os efeitos demográficos sobre a eficiência técnica. Uma maior população representa um maior contingente de usuários potenciais, o que, *ceteris paribus*, poderia fazer com que a produção de serviços de saúde fosse maior. Estados com grande extensão territorial tendem a concentrar o atendimento dos serviços de saúde, uma vez que, a distância média entre uma unidade de atendimento e outra tende a ser maior. Assim espera-se que quanto maior a área geográfica maior a concentração do atendimento o que pode promover aumento na produção. Por fim, a variável densidade foi incluída com o propósito de combinar os efeitos de população e área numa única medida, entretanto, como será visto na seção

seguinte o método de seleção de variáveis excluiu essa variável, o que indica que importam mais os efeitos isolados.

A inclusão das variáveis razão dos gêneros, população idosa, taxa de analfabetismo, população com menos de 1 ano de estudo, população com mais de 1 e menos de 3 anos de estudo, população com mais de 4 e menos de 7 anos de estudo, população com mais de 7 anos de estudo e população de pobres, busca captar o efeito das características socioeconômicas da população sobre os serviços de saúde. No trabalho de Ribeiro et alii (2006), os autores mostram que os usuários mais prováveis do SUS são mulheres, pessoas de baixa escolaridade e renda. Desta forma espera-se que localidades com predominância de mulheres bem como de pessoas com baixa escolaridade e renda, haja uma maior utilização dos serviços públicos de saúde, promovendo, do ponto de vista da eficiência técnica, um ambiente mais favorável.

Finalmente a inclusão da variável grau de urbanização visa captar o efeito de acessibilidade ao sistema de saúde pública. Utilizando técnicas de escala geográfica, Guimarães (2007), mostra que existe maior acesso aos serviços de saúde em regiões onde o grau de urbanização é maior. O autor argumenta que o acesso é fortemente relacionado à dispersão espacial das unidades de saúde. O maior acesso aos serviços de saúde em regiões mais urbanizadas é assim consequência da menor dispersão das unidades de saúde nessas localidades.

Por questões de praticidade, os resultados com a inclusão de insumos não-discrecionários são apresentados obedecendo a notação apresentada no Quadro 2.

Quadro 2 – Glossário de insumos não-discrecionários

Insumo não Discrecionário	Descrição	Unidade de Medida
z_1	População	Total de habitantes
z_2	Área	—
z_3	Densidade Demográfica	População/Área
z_4	Razão dos Sexos	População de mulheres/População de homens
z_4	Grau de Urbanização	% da população que reside em áreas urbanas
z_5	População Idosa	% da população acima de 60 anos
z_6	Taxa de Analfabetismo	% da população que não sabe ler nem escrever
z_7	Escolaridade: ≤ 1 ano de estudo	% da população com menos de 1 ano de estudo
z_8	Escolaridade: $1 < \text{anos de estudo} \leq 3$	% da população com mais de 1 e menos de 3 anos de estudo
z_9	Escolaridade: $4 \leq \text{anos de estudo} < 7$	% da população com mais de 4 e menos de 7 anos de estudo
z_{10}	Escolaridade: $7 \leq \text{anos de estudo}$	% da população com mais de 7 anos de estudo
z_{11}	Proporção de pobres	% da população com renda média em condição de pobreza*

*Renda familiar *per capita* inferior a 1/2 salário mínimo.

5. RESULTADOS

Os resultados a serem apresentados referem-se à vários modelos que variam conforme a tecnologia especificada, se ou não houve seleção de variáveis e se ou não consideram-se insumos não discrecionários. Para facilitar a leitura, os modelos foram nomeados conforme o Quadro 3.

Os resultados apresentados nesta seção referem-se aos modelos $MG0_{CCR}$ / $MG0_{BCC}$ e MRO_{CCR} / MRO_{BCC} . Os resultados dos modelos que consideram insumos não discrecionários são discutidos na subseção seguinte. A Tabela 1 mostra os resultados dos modelo $MG0_{CCR}$ / $MG0_{BCC}$ bem como a eficiência de escala. No final da mesma tabela são informadas algumas estatísticas úteis à análise, como média aritmética, desvio padrão e quartis.

Os resultados na Tabela 1 mostram que sete DMU's definem a fronteira de produção, quais sejam: Pará, Maranhão, Piauí, Minas Gerais, Rio de Janeiro, Rio Grande do Sul e Goiás. Todas as regiões do país possuem algum representante operando eficientemente na amostra. No geral 25.93% das DMU's



Quadro 3 – Glossário de modelos

Sigla	Modelo	Insumos não-discrecionários	Seleção de variáveis	Retornos de escala
<i>MG0_{CCR}</i>	Modelo Geral 0	Não	Não	C
<i>MG0_{BCC}</i>	Modelo Geral 0	Não	Não	V
<i>MG1_{CCR}</i>	Modelo Geral 1	Sim	Não	C
<i>MG1_{BCC}</i>	Modelo Geral 1	Sim	Não	V
<i>MG2_{CCR}</i>	Modelo Geral 2	Sim	Sim	C
<i>MG2_{BCC}</i>	Modelo Geral 2	Sim	Sim	V
<i>MR0_{CCR}</i>	Modelo Reduzido 0	Não	Sim	C
<i>MR0_{BCC}</i>	Modelo Reduzido 0	Não	Sim	V
<i>MR1_{CCR}</i>	Modelo Reduzido 1	Sim	Sim	C
<i>MR1_{BCC}</i>	Modelo Reduzido 1	Sim	Sim	V
<i>MR2_{CCR}</i>	Modelo Reduzido 2	Sim	Sim	C
<i>MR2_{BCC}</i>	Modelo Reduzido 2	Sim	Sim	C

se mostraram eficientes. Em termos percentuais a Região Sudeste é a que apresentou mais UF's na fronteira, 50%. O menor nível de Eficiência Técnica foi de 0.475180, referente ao estado de Roraima, no Norte do País. A ET média foi de 0.830503 com pouca variabilidade como pode ser comprovado pelo desvio padrão de 0.174304. O primeiro quartil do rol de ET's corresponde a 0.706781, o segundo (a mediana) 0.892326 e o terceiro quartil refere-se a um nível de eficiência de 0.994250. Esse resultados sugerem uma grande concentração de altos níveis de ET na amostra, já que 75% desta possui ET acima de 0.7. Isso pode ser uma consequência do baixo poder discriminatório do modelo já que existe uma grande quantidade de produtos.

Com relação à ETP e EE, os resultados sugerem que as ineficiências estimadas se devem em grande parte a problemas de escala. De fato, nota-se que os resultados de estatística descritiva para ET e EE são basicamente os mesmos. Por outro lado, a maior parte das DMU's opera com ETP máxima, e o restante com ETP superior a 0.9. A ETP média foi de 0.988874 e para essa medida de eficiência, o desvio padrão foi o menor, 0.017618. Por fim, nota-se ainda que o primeiro quartil da ETP é de 0.986262, tal que 75% da amostra opera com ETP acima de 0.98.

Ainda com relação a Tabela 1, é possível obter algumas conclusões com respeito a distribuição espacial das medidas de eficiência. Na Figura 2 foram construídos gráficos do tipo radar para ET, ETP e EE, nos quais a borda de cada circunferência representa eficiência máxima. As UF's foram agrupadas em suas respectivas regiões a fim de possibilitar uma visão mais agregada dos resultados. Com respeito a ET e EE, nota-se que a distribuição espacial entre as regiões foi basicamente as mesmas para essas duas medidas. Os piores resultados foram obtidos pelas regiões Norte e Centro-Oeste do país e a região Sul teve o melhor resultado na amostra. A região Nordeste obteve o pior desempenho em termos de ETP, o que sugere que esta é a única região em que os problemas de escala não são preponderantes na determinação da ET. Ainda com respeito à ETP, observa-se que as regiões Sul e Sudeste obtiveram os melhores resultados na amostra, com todas as UF's componentes operando com eficiência máxima, tal que, nessas regiões as ineficiências se devem exclusivamente a problemas de escala.

Em suma, o que se pode concluir dessa análise preliminar é que, à exceção de alguns estados da região nordeste, as demais UF's apresentam deficiências quanto à escala de produção dos serviços de saúde. Dois argumentos podem ajudar a entender tal ocorrência.

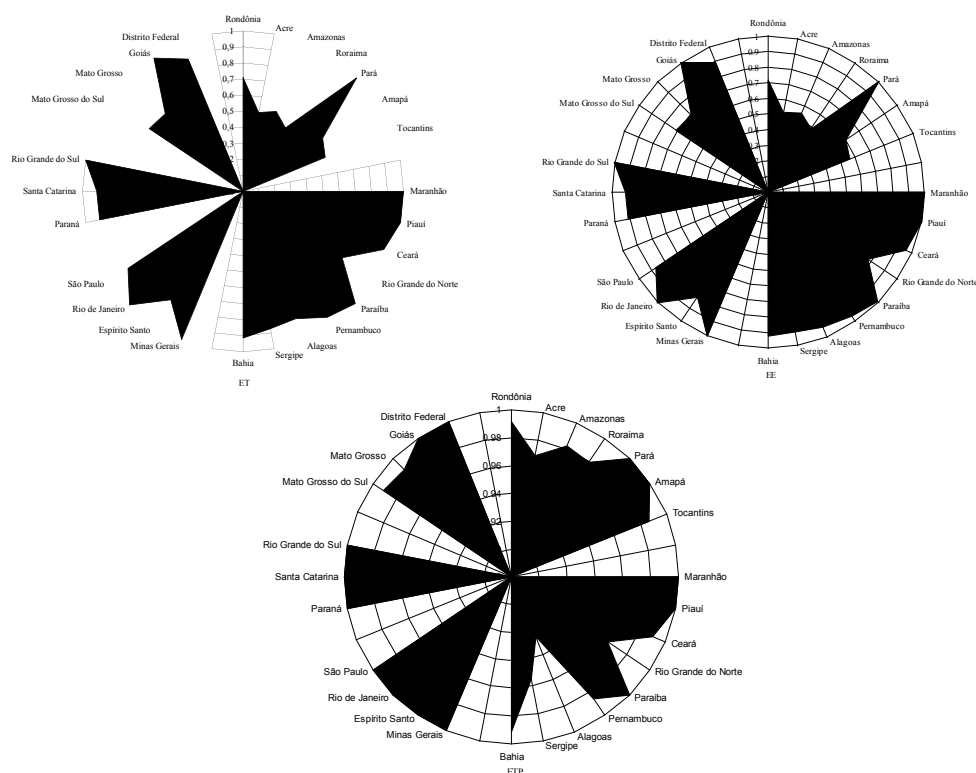
Table 1: Eficiências Estimadas – MGO_CCR/BCC

UF ET ETP EE			
Rondônia	0,710319	0,991244	0,716594
Acre	0,501164	0,968418	0,517508
Amazonas	0,539198	0,982153	0,548995
Roraima	0,475180	0,979164	0,485292
Pará	1,000000	1,000000	1,000000
Amapá	0,596895	1,000000	0,596895
Tocantins	0,554714	0,986789	0,562140
Maranhão	1,000000	1,000000	1,000000
Piauí	1,000000	1,000000	1,000000
Ceará	0,947945	0,990151	0,957374
Rio Grande do Norte	0,743310	0,963388	0,771558
Paraíba	0,988500	1,000000	0,988500
Pernambuco	0,943958	0,985735	0,957618
Alagoas	0,858887	0,926038	0,927486
Sergipe	0,872556	0,954990	0,913681
Bahia	0,913167	0,991517	0,920980
Minas Gerais	1,000000	1,000000	1,000000
Espírito Santo	0,811592	1,000000	0,811592
Rio de Janeiro	1,000000	1,000000	1,000000
São Paulo	0,862428	1,000000	0,862428
Paraná	0,911182	1,000000	0,911182
Santa Catarina	0,911600	1,000000	0,911600
Rio Grande do Sul	1,000000	1,000000	1,000000
Mato Grosso do Sul	0,703242	0,991008	0,709623
Mato Grosso	0,685422	0,989014	0,693035
Goiás	1,000000	1,000000	1,000000
Distrito Federal	0,892326	1,000000	0,892326
Estatística Descritiva			
Média	0,830503	0,988874	0,839126
Desvio Padrão	0,174304	0,017618	0,172319
Mínimo	0,475180	0,926038	0,485292
Máximo	1,000000	1,000000	1,000000
1º Quartil	0,706781	0,986262	0,713109
2º Quartil	0,892326	1,000000	0,911600
3º Quartil	0,994250	1,000000	0,994250
% de DMU's Eficientes	25,93%	51,85%	25,93%

Fonte: Estimativas dos autores.



Figure 2: Configurações regionais de ET, ETP e EE – MGO_CCR/BCC



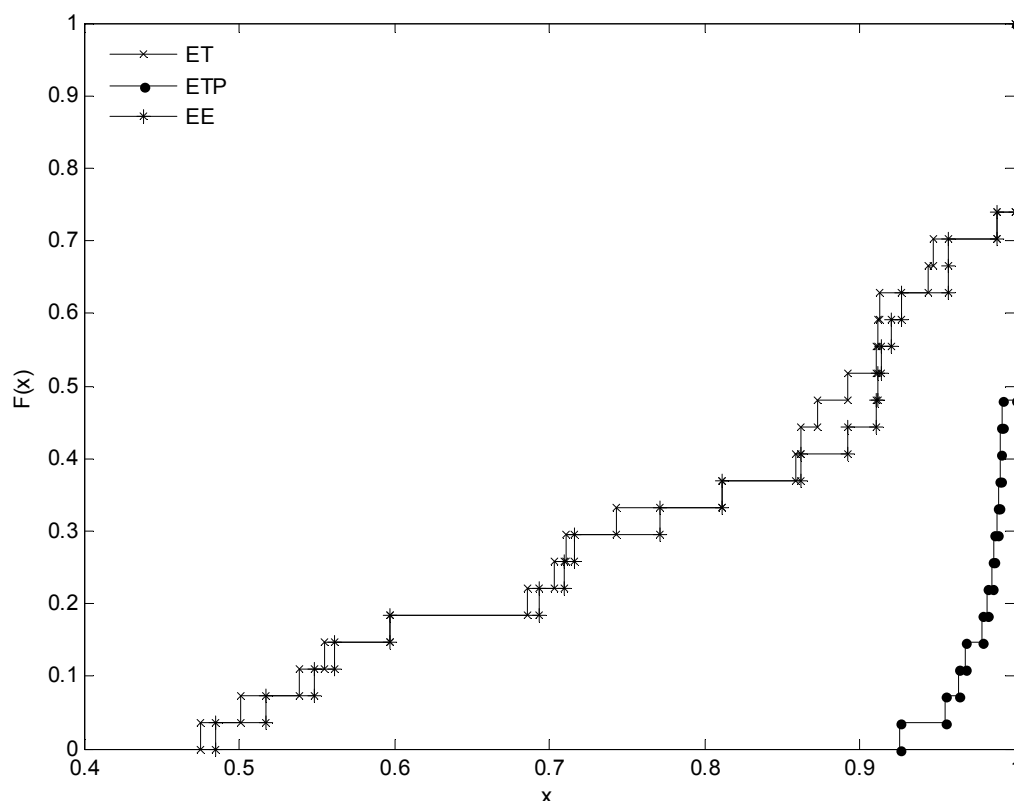
O primeiro argumento baseia-se no congestionamento de produtos, uma ocorrência muito comum em serviços públicos. De um modo geral o congestionamento de produtos é caracterizado pela redução na quantidade de alguns produtos ainda que mediante a um incremento de insumos. Isso pode acarretar deficiências de escala na medida em que incrementos de insumos podem conduzir a incrementos menos do que proporcionais na produção global.

O segundo argumento é baseado no congestionamento do insumo gasto público. Isso significa que um aumento nos recursos pode conduzir à redução de ao menos um produto. Apesar de pouco razoável esse fenômeno não pode ser descartado no caso específico da saúde pública. A justificativa para tal possibilidade pode ser explicada através do conceito de *flypaper effect* utilizado na teoria das finanças públicas. Um aumento nos repasses à saúde pública pode levar a um aumento menos do que proporcional nos serviços prestados. Isso pode ser consequência de uma série de fatores como piora na gestão da saúde na UF onde os recursos foram majorados ou sobrealocação de recursos com propósitos políticos, por exemplo.

A fim de obter uma análise mais detalhada sobre a relação entre as três medidas de eficiência, foram construídas distribuições de frequências acumuladas (função distribuição acumulada (fda) empírica) para ET, ETP e EE. Os resultados são mostrados na Figura 3.

Uma análise informal da Figura 3 sugere que existe uma ordenação estocástica entre as distribuições acumuladas de ET, ETP e EE. Como esperado, a distribuição de ETP domina estocasticamente em primeira ordem a distribuições de ET, isto é uma consequência da definição das medidas de eficiência já que $ET = EE \times ETP < ETP$. A distribuição de EE parece dominar a distribuição de ET, entretanto,

Figure 3: FDA Empírica de ET, ETP e EE – MG0_CCR/BCC



um teste de Kolmogorov-Smirnov com a hipótese alternativa de que a distribuição de ET é maior do que a distribuição de EE não rejeitou a hipótese nula de que as distribuições são idênticas com valor p de aproximadamente 0,7 e nível de significância de 0.05. O mesmo teste revela que a hipótese nula de distribuições idênticas é rejeitada no caso de EE e ETP contra a hipótese alternativa de que a distribuição de EE é maior do que a distribuição de ETP.¹⁵ Esses fatos revelam que as ineficiências estimadas se devem quase exclusivamente à ineficiências de escala, tal como sugerido nos parágrafos anteriores.

Dando sequência à apresentação dos resultados, a Tabela 2 mostra as projeções (em termos de aumento percentual) dos produtos observados sobre a fronteira estimada, para as DMU's ineficientes. A tabela também traz o conjunto de referências (ou *peer group*) para cada DMU bem como informa em que regime de retornos à escala cada unidade opera.

O método de seleção de variáveis apresentado na seção anterior, foi aplicado para determinar um subconjunto de produtos que melhor representasse os resultados do modelo completo. O método foi aplicado fixando-se as sete primeiras componentes principais da matriz de produtos, as quais responderam por aproximadamente 97% da variabilidade dos dados. Foram selecionados subconjuntos com 1 a 6 produtos com base no máximo CDGY. Os resultados do procedimentos são reportados na Tabela 3.

¹⁵O valor p neste caso é próximo de zero e o nível de significância também é de 0.05.



Table 2: Referências, Projeção de Produtos e Retornos de Escala – MG0_CCR/BCC

	RO	AC	AM	RR	AP	TO	CE	RN	PB	PE
Referências*	PA.GO	PA.CO	PA.MG	PA.MG	PA.GO	PA.GO	PA.MA.GO	PA.MA.MG.GO	MA.PI.GO	PA.MA.MG.GO
Produto	Projeções de Produtos (%)									
y/1	48%	100%	89%	127%	84%	80%	9%	41%	16%	14%
y/2	48%	102%	89%	131%	80%	84%	5%	38%	16%	12%
y/3	48%	101%	89%	129%	82%	82%	7%	39%	16%	13%
y/4	41%	119%	85%	110%	80%	82%	9%	55%	27%	23%
y/5	43%	160%	85%	193%	158%	80%	5%	35%	1%	6%
y/6	41%	100%	103%	151%	164%	96%	5%	35%	1%	6%
y/7	53%	153%	100%	146%	101%	100%	9%	47%	14%	6%
y/8	54%	157%	119%	156%	95%	82%	6%	51%	16%	7%
y/9	96%	131%	95%	117%	68%	111%	24%	51%	18%	10%
y/10	62%	148%	135%	158%	96%	89%	7%	56%	18%	8%
y/11	68%	125%	85%	110%	155%	294%	25%	35%	1%	6%
y/12	62%	143%	102%	126%	68%	112%	16%	35%	13%	21%
Retornos de escala	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D

Referências*	AL	SE	BA	ES	SP	PR	SC	MT	MS	DF
Produto	PA.GO	PA.MA.PI.MG	PA.MA.MG.GO	PA.MG.RJ.GO	MG.RJ	MA.PI.MG.GO	MG	PA.GO	PA.GO	MG.RJ
Projeções de Produtos (%)										
y/1	20%	19%	10%	29%	38%	17%	21%	42%	50%	14%
y/2	16%	19%	10%	28%	36%	18%	21%	42%	48%	16%
y/3	18%	19%	10%	28%	37%	18%	21%	42%	49%	15%
y/4	52%	33%	18%	23%	30%	12%	15%	45%	46%	15%
y/5	16%	51%	10%	23%	16%	10%	26%	42%	46%	12%
y/6	23%	15%	10%	41%	61%	10%	12%	55%	53%	43%
y/7	19%	23%	11%	25%	41%	26%	24%	51%	61%	22%
y/8	17%	19%	14%	27%	44%	24%	23%	51%	63%	22%
y/9	18%	15%	26%	39%	40%	26%	24%	62%	84%	22%
y/10	20%	19%	18%	23%	46%	25%	23%	62%	64%	23%
y/11	59%	15%	10%	23%	16%	10%	10%	133%	103%	12%
y/12	30%	15%	26%	30%	21%	10%	15%	45%	63%	18%
Retornos de escala	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D

Fonte: Estimativas dos autores.

O conjunto de referências de uma DMU k é definido como $E_k = \{j, \lambda_j^ > 0\}$.

**Os retornos de escala se referem aos dados projetados sobre a fronteira. D = decrescente.

Table 3: Resultados do Método de Seleção de Produtos

Cardinalidade	Subconjunto selecionado	GCDY
1	$\{y_6\}$	0,38
2	$\{y_3, y_6\}$	0,53
3	$\{y_3, y_6\}$	0,65
4	$\{y_3, y_6, y_8, y_9\}$	0,75
5	$\{y_3, y_6, y_8, y_9, y_{11}\}$	0,83
6	$\{y_3, y_6, y_8, y_9, y_{11}, y_{12}\}$	0,90

Fonte: Estimativas dos autores.

Na Tabela 3, a primeira coluna reporta a cardinalidade do subconjunto a ser selecionado. Para $k < 12$ variáveis existem um total de $\binom{12}{k}$ subconjuntos possíveis, dentre os quais é selecionado aquele que resulta no maior CDGY, fixadas as sete primeiras componentes principais da matriz de produtos. A segunda e a terceira colunas da Tabela 3 reportam, respectivamente, o subconjunto selecionado e o CDGY calculado. Note que o mesmo subconjunto com dois produtos é selecionado para as cardinalidades 2 e 3. Isso ocorre em função do poder explicativo que essas duas variáveis possuem na amostra, tal que, a adição de mais uma variável em nada contribui para o aumento do CDGY.

Serão apresentados apenas os resultados do modelo com 5 produtos. Como será visto, esse modelo reduzido praticamente replica o modelo geral, de maneira que, com apenas 5 produtos em 12, é possível obter maior discricionariedade entre as DMU's sem, praticamente, perder informação. A Tabela 4 mostra os resultados de ET, ETP e EE para o modelo reduzido bem como algumas estatísticas de interesse.

Uma comparação entre os resultados nas Tabelas 1 e 4, mostra que as estatísticas descritivas são praticamente as mesmas. A diferença importante entre os dois modelos está no número de DMU's na fronteira. No modelo geral 7 DMU's tiveram ET e EE máxima contra 4 no modelo reduzido e com respeito a ETP, 14 DMU's definem a fronteira no modelo geral contra 11 no modelo reduzido. Assim, observa-se um ganho considerável no poder discricionário, quando utilizado o modelo reduzido. Resta saber se houve perda considerável de informação com a exclusão de 7 produtos.

Na Tabela 5, são reportados os resultados dos testes de Kolmogorov-Smirnov (KS) e de Mann-Witney¹⁶ (MW) para os subconjuntos selecionados com cardinalidades de 1 a 6 produtos. Os testes foram aplicados para as três medidas de eficiência e em todos os casos foi admitido nível de significância de 0.05. Com a notação utilizada, ET_r, ETP_r e EE_r, representam, respectivamente, as medidas de ET, ETP e EE no modelo reduzido.

Como pode ser observado, todos os testes aceitam a hipótese nula para os subconjuntos selecionados com 4 ou mais produtos. No caso do teste KS isso significa que não há evidências de que as distribuições de probabilidade das medidas de eficiência nos modelos geral e reduzido, sejam significativamente (do ponto de vista estatístico) distintas. No caso do modelo com 5 produtos, nota-se que a aceitação da hipótese nula se dá com um valor p acima de 0.9 para ET e EE e de aproximadamente 0.28 para ETP. Esses fatos sugerem que a igualdade entre as distribuições nos dois modelos é altamente provável.¹⁷ O que se conclui da análise é que, a perda de informação com o uso do modelo reduzido

¹⁶Para detalhes sobre os testes utilizados nesse trabalho, consulte Gibbons e Chakraborti (2003).

¹⁷Embora o valor p não seja universalmente aceito como medida de suporte a hipótese nula, alguns autores como DeGroot (1973) e Casella e Berger (1987), mostram que o valor p pode ser considerado como a probabilidade posterior do ponto de nulidade do teste.



Table 4: Eficiências Estimadas – MR0_CCR/BCC

UF	ET	ETP	EE
Rondônia	0,683774	0,977154	0,699760
Acre	0,498352	0,959975	0,519129
Amazonas	0,525519	0,981161	0,535609
Roraima	0,473437	0,942634	0,502249
Pará	1,000000	1,000000	1,000000
Amapá	0,503265	0,961568	0,523379
Tocantins	0,537316	0,980259	0,548137
Maranhão	1,000000	1,000000	1,000000
Piauí	1,000000	1,000000	1,000000
Ceará	0,935262	0,987939	0,946679
Rio Grande do Norte	0,714396	0,960036	0,744134
Paraíba	0,956740	1,000000	0,956740
Pernambuco	0,897520	0,974410	0,921091
Alagoas	0,833400	0,918358	0,907490
Sergipe	0,872416	0,951882	0,916517
Bahia	0,902670	0,981314	0,919858
Minas Gerais	1,000000	1,000000	1,000000
Espírito Santo	0,769307	0,996997	0,771624
Rio de Janeiro	0,870988	1,000000	0,870988
São Paulo	0,837433	1,000000	0,837433
Paraná	0,865150	0,999140	0,865895
Santa Catarina	0,911600	1,000000	0,911600
Rio Grande do Sul	0,962013	1,000000	0,962013
Mato Grosso do Sul	0,682732	0,990835	0,689048
Mato Grosso	0,666839	0,977502	0,682187
Goiás	0,997813	1,000000	0,997813
Distrito Federal	0,765975	1,000000	0,765975
Estatística Descritiva			
Média	0,802367	0,983006	0,814643
Desvio Padrão	0,175641	0,021632	0,171171
Mínimo	0,473437	0,918358	0,502249
Máximo	1,000000	1,000000	1,000000
1º Quartil	0,683253	0,975782	0,694404
2º Quartil	0,865150	0,990835	0,870988
3º Quartil	0,946001	1,000000	0,951710
% de DMU's Eficientes	14,81%	40,74%	14,81%

Fonte: Estimativas dos autores.

com 5 produtos, inexistência do ponto de vista estatístico, no sentido de que, a probabilidade de uma dada realização num ou noutro modelo é praticamente a mesma.

Embora o teste KS possa ser considerado suficiente para verificar perda de informação (ou não) com o uso do modelo reduzido, as estimativas de eficiência nos dois modelos também foram submetidas ao teste MW. O propósito é avaliar se houve ou não mudança significativa de ranqueamento entre os dois modelos.¹⁸ No caso do modelo com 5 produtos, a hipótese nula é aceita para as três medidas de eficiência. Isso significa que, não existem evidências de que os dois modelos gerem rols de eficiência significativamente diferentes. Novamente, a conclusão da análise é que não existe perda substancial de informação quando o modelo reduzido é utilizado.

Table 5: Testes de Kolmogorov-Smirnov* e Mann-Witney** – MGO vs MRO

ET vs ETr						
Subconjunto de Produtos	Kolmogorov-Smirnov			Mann-Witney		
	Estatística	Valor <i>p</i>	Conclusão***	Estatística	Valor <i>p</i>	Conclusão***
{ <i>y</i> ₆ }	0,4815	0,002300	Rejeita Hipótese Nula	562,5	0,000614	Rejeita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ }	0,2963	0,153300	Aceita Hipótese Nula	477,0	0,051625	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ }	0,2963	0,153300	Aceita Hipótese Nula	477,0	0,05163	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ , <i>y</i> ₁₁ }	0,1481	0,905200	Aceita Hipótese Nula	412,5	0,406314	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ , <i>y</i> ₁₁ , <i>y</i> ₁₂ }	0,1111	0,993600	Aceita Hipótese Nula	401,0	0,527746	Aceita Hipótese Nula
EE vs EEr						
Subconjunto de Produtos	Kolmogorov-Smirnov			Mann-Witney		
	Estatística	Valor <i>p</i>	Conclusão***	Estatística	Valor <i>p</i>	Conclusão***
{ <i>y</i> ₆ }	0,2593	0,279300	Aceita Hipótese Nula	663,0	0,000000	Rejeita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ }	0,2963	0,153300	Aceita Hipótese Nula	490,0	0,029920	Rejeita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ }	0,2963	0,153300	Aceita Hipótese Nula	458,0	0,105760	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ , <i>y</i> ₁₁ }	0,1481	0,902000	Aceita Hipótese Nula	430,0	0,257152	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ , <i>y</i> ₁₁ , <i>y</i> ₁₂ }	0,1111	0,993600	Aceita Hipótese Nula	412,0	0,411220	Aceita Hipótese Nula
ETP vs ETPr						
Subconjunto de Produtos	Kolmogorov-Smirnov			Mann-Witney		
	Estatística	Valor <i>p</i>	Conclusão***	Estatística	Valor <i>p</i>	Conclusão***
{ <i>y</i> ₆ }	0,8148	0,000000	Rejeita Hipótese Nula	430,0	0,253538	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ }	0,3704	0,036200	Rejeita Hipótese Nula	458,0	0,105760	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ }	0,2963	0,153300	Aceita Hipótese Nula	472,0	0,062921	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ , <i>y</i> ₁₁ }	0,2593	0,279300	Aceita Hipótese Nula	408,5	0,446538	Aceita Hipótese Nula
{ <i>y</i> ₃ , <i>y</i> ₆ , <i>y</i> ₈ , <i>y</i> ₉ , <i>y</i> ₁₁ , <i>y</i> ₁₂ }	0,2222	0,465600	Aceita Hipótese Nula	396,5	0,579854	Aceita Hipótese Nula

*A hipótese nula estabelece que as amostras possuem a mesma mediana.

**A hipótese nula estabelece que as amostras são retiradas da mesma distribuição.

***Nível de significância igual 0.05.

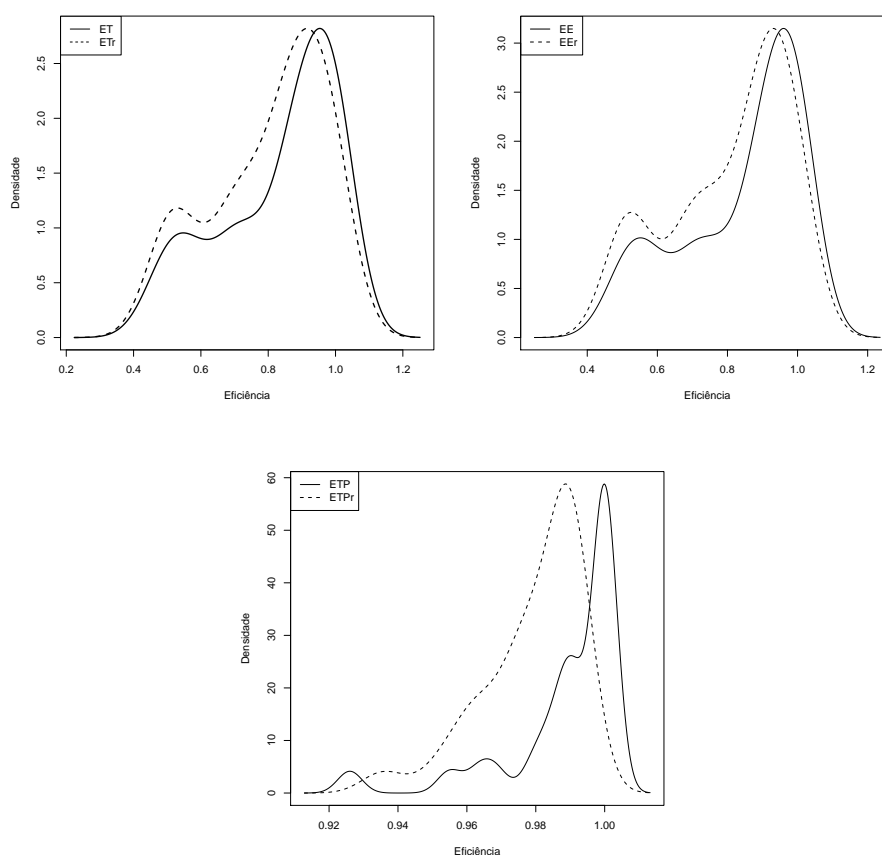
Com o propósito de reforçar as conclusões obtidas com os resultados na Tabela 5, a Figura 4 mostra as densidades estimadas¹⁹ para MGO e MRO com 5 produtos. A parte (a) da figura traz as densidades estimadas para ET e ETr. Como pode ser observado, as densidades são praticamente idênticas, com uma ligeira redução da assimetria negativa no caso do modelo reduzido, o que reforça o argumento a favor do maior poder discrecionário do modelo com 5 produtos. Na parte (b), chega-se às mesmas conclusões com respeito as densidades de EE e EEr. Por fim na parte (c) da Figura 4, são comparadas as densidades de ETP e ETPr. Nota-se neste caso uma distinção maior entre as densidades, especificamente, há uma redução mais acentuada na assimetria no caso do modelo reduzido.

¹⁸O teste MW é um dos vários testes não-paramétricos de localização. Existe várias maneiras de estabelecer a hipótese nula. As mais usuais são: (a) as medianas são iguais; (b) as distribuições dos ranks são iguais.

¹⁹O procedimento para estimação das densidades utilizou o kernel Gaussiano com a escolha da amplitude através da minimização do erro quadrado integrado médio. Para mais detalhes consulte Silverman (1986).



Figure 4: Densidades estimadas para ET, ETP e EE em MG0 e MRO



5.1. Impacto dos Insumos Não Discricionários

Nessa seção são reportados e analisados os resultados sobre o impacto dos insumos não discricionários sobre as estimativas de ET, ETP e EE. As variáveis utilizadas correspondem àquelas descritas no Quadro 2. Utilizando a técnica de seleção de variáveis apresentada na Seção 4, o conjunto original foi reduzido a um subconjunto com 6 variáveis, que retornou um GDCY de 0.9.

A Tabela 6, reporta o impacto de cada variável do subconjunto com 6 insumos discricionários (modelo MR2) sobre os resultados do modelo MRO. As estatísticas descritivas indicam que a ETP é sempre maior, em média, do que a ET e EE. Os desvios padrões também são menores em ETP do que em ET e EE, indicando uma maior homogeneidade dos resultados, sendo confirmado com os valores de mínimo, máximo e os quartis. Complementarmente, o percentual de DMU's eficientes indica muitas DMU's sobre a fronteira para ETP e menores percentuais para ET e EE. Esses fatos sugerem que a hipótese de que os problemas de ineficiência se devem em grande parte à problemas de escala, é robusta relativamente às condições demográficas e socio-econômicas.

Olhando estado a estado, os estados do Pará, Maranhão, Piauí, Minas Gerais e Goiás apresentaram eficiências invariantes com a adição dos insumos não discricionários. Vale a pena observar casos isolados e o efeito de cada variável na sua eficiência. Roraima, por exemplo passa de uma eficiência

Table 6: Resultados com insumos não-discrecionários

Conjunto de Produtos Conjunto de insumos não discrecionários	$\{y_3, y_6, y_8, y_9, y_{11}\}$				$\{y_3, y_6, y_8, y_9, y_{11}\}$				$\{y_3, y_6, y_8, y_9, y_{11}\}$			
	ETP	EE	ETP	EE	ETP	EE	ETP	EE	ETP	EE	ETP	EE
Eficiência Estimada												
Rondônia	0.683774	0.699760	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	0.783366	0.994355	0.909210	0.787813	0.977154	0.930467
Acre	0.498352	0.519129	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	0.576710	0.964370	0.883688	0.598018	0.959975	0.920532
Amazonas	0.525519	0.535609	0.831329	1.000000	1.000000	1.000000	0.551430	0.981161	0.958068	0.562018	0.981161	0.976463
Roraima	0.473437	0.502249	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	0.540692	0.957789	0.942634	0.853824	0.942634	0.905785
Pará	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Amapá	0.503265	0.523379	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	0.659589	1.000000	0.942411	0.659589	0.942411	0.980077
Tocantins	0.537316	0.548137	0.952940	1.000000	1.000000	1.000000	0.586365	0.995348	0.916219	0.586365	0.916219	0.934671
Maranhão	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Piauí	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Ceará	0.955262	0.987939	0.935262	1.000000	1.000000	1.000000	0.946679	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Rio Grande do Norte	0.714396	0.744134	0.858671	0.978677	1.000000	1.000000	0.840630	0.975090	0.862105	0.840630	0.975090	0.987690
Parabá	0.956740	0.956740	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Pernambuco	0.897520	0.921091	0.897520	1.000000	1.000000	1.000000	0.921091	0.991455	0.986735	0.921091	0.991455	0.986735
Alagoas	0.833400	0.918358	0.907490	1.000000	1.000000	1.000000	0.986253	1.000000	0.937932	0.986253	0.937932	0.939872
Sergipe	0.872416	0.916517	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	0.963964	1.000000	0.963964	0.958827
Bahia	0.902670	0.981314	0.902670	1.000000	1.000000	1.000000	0.956238	0.984826	0.970972	0.956238	0.970972	0.998885
Minas Gerais	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Espírito Santo	0.769307	0.771624	0.878103	1.000000	1.000000	1.000000	0.896208	1.000000	0.985342	0.896208	1.000000	0.985342
Rio de Janeiro	0.870988	0.870988	0.896243	1.000000	1.000000	1.000000	0.996040	1.000000	0.996040	1.000000	1.000000	1.000000
São Paulo	0.837433	0.837433	0.837433	1.000000	1.000000	1.000000	0.837433	0.977629	0.977840	0.837433	0.977629	0.977840
Paraná	0.865150	0.865895	0.872672	0.999140	1.000000	1.000000	0.931221	0.999140	0.976841	0.931221	0.999140	0.977681
Santa Catarina	0.911600	0.911600	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	0.986097	1.000000	1.000000	0.986097
Rio Grande do Sul	0.962013	0.962013	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Mato Grosso do Sul	0.682732	0.689048	0.944256	1.000000	1.000000	1.000000	0.944256	0.990835	0.943182	0.943182	0.990835	0.951907
Mato Grosso	0.666839	0.682187	0.864904	0.994044	1.000000	1.000000	0.870086	0.977502	0.902947	0.870086	0.977502	0.923729
Goiás	0.997813	0.997813	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Distrito Federal	0.765975	0.765975	0.986267	1.000000	1.000000	1.000000	0.986267	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
Estatística Descritiva												
Média	0.802367	0.814643	0.950306	0.996871	0.953151	0.873926	0.953151	0.993032	0.965153	0.878770	0.965153	0.978548
Desvio Padrão	0.175641	0.021632	0.061376	0.007275	0.058894	0.167976	0.058894	0.011870	0.041451	0.163182	0.041451	0.029535
Mínimo	0.473437	0.502249	0.831329	0.974410	0.831329	0.540692	0.540692	0.957789	0.853824	0.562018	0.957789	0.905785
Máximo	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
1º Quartil	0.683253	0.694404	0.896881	1.000000	0.908051	0.744783	0.908051	0.991145	0.942797	0.752073	0.942797	0.977072
2º Quartil	0.865150	0.990835	0.870988	1.000000	1.000000	0.986253	1.000000	1.000000	0.985342	0.985342	0.999974	0.987690
3º Quartil	0.946001	1.000000	0.951710	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000
% de DMU's Eficientes	14,81%	40,74%	51,85%	77,78%	51,85%	44,44%	51,85%	59,26%	37,04%	44,44%	48,15%	37,04%



Tabela 6 – Resultados com insumos não-discriminatórios (continuação)

Conjunto de Produtos Conjunto de insumos não discriminatórios	$\{y_3, y_6, y_8, y_9, y_{11}\}$ $\{Z_5\}$			$\{y_3, y_6, y_8, y_9, y_{11}\}$ $\{Z_0\}$			$\{y_3, y_6, y_8, y_9, y_{11}\}$ $\{Z_{11}\}$		
	ETP	EE	ET	ETP	EE	ET	ETP	EE	
Rondônia	1,00000	1,00000	1,00000	0,908923	1,00000	0,908923	0,857816	0,988278	0,867990
Acre	1,00000	1,00000	1,00000	0,738492	0,959975	0,769282	0,783067	0,977897	0,800767
Amazonas	0,948897	0,983071	0,965237	1,00000	1,00000	1,00000	0,694844	0,981161	0,708185
Roraima	0,936763	0,967748	0,967982	0,722347	0,942634	0,766307	0,756850	0,948143	0,798245
Pará	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000
Amapá	0,759381	0,961568	0,789733	0,909246	0,979052	0,928700	0,600822	0,961568	0,624836
Tocantins	0,823790	0,980259	0,840380	0,725363	0,980259	0,739971	0,766905	0,983790	0,779541
Maranhão	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000
Paulista	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000
Ceará	0,956454	0,988325	0,967753	0,958295	0,989867	0,968105	0,950361	0,988086	0,961820
Rio Grande do Norte	0,918006	0,986347	0,930713	0,750893	0,960036	0,782151	0,854686	0,985172	0,867550
Paraná	1,00000	1,00000	1,00000	0,974100	1,00000	0,974100	1,00000	1,00000	1,00000
Pernambuco	0,897520	0,974410	0,921091	0,912677	0,974639	0,936426	0,915500	0,974799	0,939168
Alagoas	0,911034	0,934540	0,974848	0,834392	0,918358	0,908569	1,00000	1,00000	1,00000
Sergipe	1,00000	1,00000	1,00000	0,872416	0,951882	0,916517	1,00000	1,00000	1,00000
Bahia	1,00000	1,00000	1,00000	0,925127	0,981314	0,942743	0,987028	1,00000	0,987028
Minas Gerais	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000
Espírito Santo	0,932982	0,996997	0,935792	0,930411	1,00000	0,930411	0,848323	0,988311	0,849758
Rio de Janeiro	0,945973	1,00000	0,945973	1,00000	1,00000	1,00000	0,912915	1,00000	0,912915
São Paulo	0,965379	1,00000	0,965379	0,991545	1,00000	0,991545	0,904679	1,00000	0,904679
Piracicaba	0,897062	1,00000	0,897062	0,961093	0,999140	0,961919	0,865150	0,999393	0,865676
Santa Catarina	1,00000	1,00000	1,00000	0,975679	1,00000	0,975679	0,931843	1,00000	0,931843
Rio Grande do Sul	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	0,981341	1,00000	0,981341
Mato Grosso do Sul	0,834652	0,991090	0,842156	0,846021	0,990835	0,853846	0,765260	0,998698	0,770263
Mato Grosso	0,860059	0,977600	0,879766	0,792877	0,977502	0,811126	0,787408	0,989937	0,795412
Goiás	0,997813	1,00000	0,997813	1,00000	1,00000	1,00000	0,997813	1,00000	0,997813
Distrito Federal	0,978927	1,00000	0,978927	1,00000	1,00000	1,00000	0,825825	1,00000	0,825825
Estatística Descritiva									
Média	0,946840	0,990443	0,955578	0,915922	0,985389	0,928382	0,888609	0,991675	0,895210
Desvio Padrão	0,065888	0,015909	0,058835	0,096396	0,021680	0,084611	0,111061	0,013362	0,104875
Mínimo	0,759381	0,934540	0,789733	0,722347	0,918358	0,739971	0,600822	0,948143	0,624836
Máximo	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000
1º Quartil	0,914520	0,984709	0,933252	0,859218	0,978277	0,908746	0,806616	0,986629	0,813296
2º Quartil	0,965379	1,00000	0,958295	0,958295	1,00000	0,961919	0,912915	1,00000	0,912915
3º Quartil	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	1,00000	0,998906	1,00000	0,998906
% de DMU's Eficientes	40,74%	59,26%	40,74%	33,33%	51,85%	33,33%	25,93%	51,85%	25,93%

Fonte: Estimativa dos autores.

técnica de 0,47 para 1 com a adição de z_1 (população) ou para 0,97 com a adição de z_5 (Grau de Urbanização). Acre, por seu turno, varia sua ET de 0,5 no modelo original para 1 com adição de z_1 ou de z_5 .

A adição de insumos não discrecionários impactou aumentando o número de estados eficientes em todas as medidas de eficiência da seguinte forma: a variável z_4 (Razão dos Sexos) acresce ET e EE por estado, elevando o número de quantidades de unidades eficientes em 2,5 vezes, mas com impacto de apenas 1,18 na ETP; z_1 aumenta significativamente ET e EE em 3,5 vezes e ETP em 1,91 vezes; as variáveis z_9 (% da população com mais de 1 e menos de 3 anos de estudo) e z_{11} (% da população com renda per capita inferior a 1/2 salário) não impactam significativamente em ET e EE (aumentando em 2,25 e 1,75 vezes, respectivamente) e em ETP igualmente em 1,27 vezes; z_2 tem efeito semelhante a z_4 , mas com menor redução das diferenças entre os estados.

A Tabela 7, traz os resultados dos testes de MW e KS para as três medidas de eficiência. Nos teste são confrontados os resultados de MR0 e MR2, neste último os resultados são analisados individualmente, ou seja, para cada insumo não discrecionário. Em ambos os testes, aceita-se a hipótese nula quando confrontados os modelos MR0 e MR2 com z_{11} , donde se pode inferir que maiores níveis de educação não necessariamente conduzem a uma maior procura por serviços de saúde.²⁰ Por outro lado, a hipótese nula é rejeitada, para as três medidas de eficiência, quando MR2 é estimado com a variável z_1 . Vale lembrar que, no teste KS tem-se a comparação entre as distribuições das eficiências sem e com a adição do insumo não discrecionário, já para o teste de MW, tem-se o teste de *ranking* indicando a manutenção na ordem das eficiências.

A Figura 5 apresenta as densidades estimadas para os resultados de MR0 e MR2, apenas com os insumos não discrecionários z_1 e z_{11} da Tabela 7, os quais correspondem as variáveis de maior e menor impacto, respectivamente. Os resultados indicam que as distribuições de ET, ETP e EE com a adição das variáveis z_1 e z_{11} , aumentam a assimetria negativa relativamente ao modelo MR0, tal que, de fato ambas promovem um ambiente mais favorável. Entretanto, essa assimetria é muito mais evidente no caso da variável z_1 o que sugere que população tem um impacto muito mais efetivo do que escolaridade acima de 7 anos. O que se conclui da análise é que, as variáveis que representam características demográficas da UF importam mais no favorecimento aos serviços de saúde pública do que as variáveis socio-econômicas.

²⁰Existem uma variedade de possíveis explicações para este fato. Pode-se conjecturar, por exemplo, que pessoas mais educadas são mais precavidas quanto a saúde, alimentando-se melhor, sendo mais cuidadosas quanto a exposição a fatores de risco, etc.



Figure 5: Densidades estimadas para ET, ETP e EE nos modelos MGO e MR2

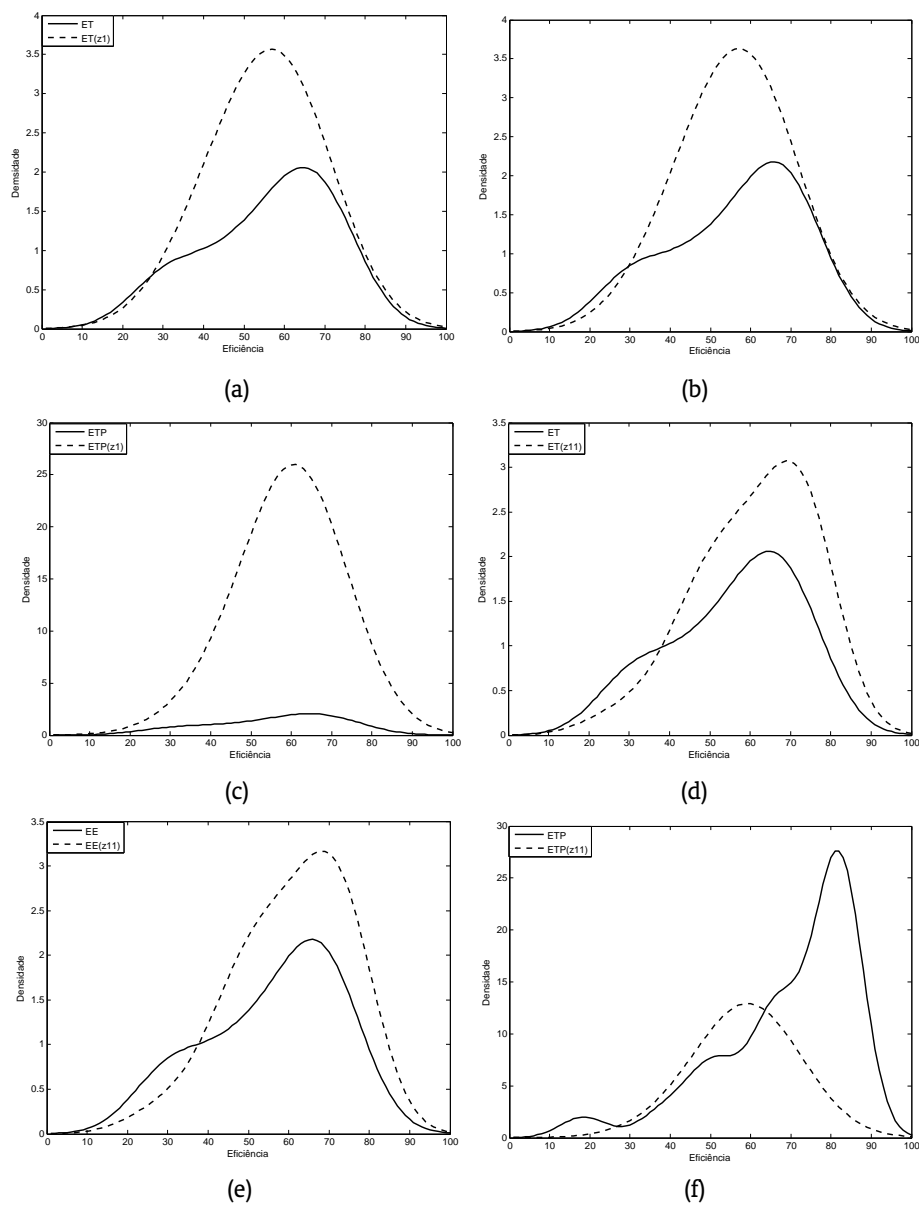


Table 7: Testes de Kolmogorov-Smirnov* e Mann-Witney** – MRO vs MR2

ET vs ETz						
Insumo não discrecionário	Kolmogorov-Smirnov			Mann-Witney		
	Estatística	Valor p	Conclusão***	Estatística	Valor p	Conclusão***
z_1	0,4444	0,0062	Rejeita a Hipótese Nula	563,0000	0,0006	Rejeita a Hipótese Nula
z_2	0,3333	0,0776	Aceita a Hipótese Nula	481,0000	0,0439	Rejeita a Hipótese Nula
z_4	0,5926	0,0001	Rejeita a Hipótese Nula	589,0000	0,0001	Rejeita a Hipótese Nula
z_5	0,4444	0,0062	Rejeita a Hipótese Nula	555,0000	0,0010	Rejeita a Hipótese Nula
z_9	0,3704	0,0362	Rejeita a Hipótese Nula	513,5000	0,0099	Rejeita a Hipótese Nula
z_{11}	0,2593	0,2793	Aceita a Hipótese Nula	464,0000	0,0852	Aceita a Hipótese Nula
ETP vs ETPz						
Insumo não discrecionário	Kolmogorov-Smirnov			Mann-Witney		
	Estatística	Valor p	Conclusão***	Estatística	Valor p	Conclusão***
z_1	0,3704	0,0362	Rejeita a Hipótese Nula	520,0000	0,0070	Rejeita a Hipótese Nula
z_2	0,2593	0,2793	Aceita a Hipótese Nula	462,0000	0,0917	Aceita a Hipótese Nula
z_4	0,1111	0,9936	Aceita a Hipótese Nula	395,0000	0,5977	Aceita a Hipótese Nula
z_5	0,2222	0,4656	Aceita a Hipótese Nula	447,0000	0,1535	Aceita a Hipótese Nula
z_9	0,1111	0,9936	Aceita a Hipótese Nula	401,0000	0,5277	Aceita a Hipótese Nula
z_{11}	0,2593	0,2793	Aceita a Hipótese Nula	444,0000	0,1690	Aceita a Hipótese Nula
Insumo não discrecionário	Kolmogorov-Smirnov			Mann-Witney		
	Estatística	Valor p	Conclusão***	Estatística	Valor p	Conclusão***
z_1	0,4074	0,0156	Rejeita a Hipótese Nula	558,0000	0,0008	Rejeita a Hipótese Nula
z_2	0,3704	0,0362	Rejeita a Hipótese Nula	477,0000	0,0516	Aceita a Hipótese Nula
z_4	0,6296	0,0000	Rejeita a Hipótese Nula	604,0000	0,0000	Rejeita a Hipótese Nula
z_5	0,4815	0,0023	Rejeita a Hipótese Nula	568,0000	0,0004	Rejeita a Hipótese Nula
z_9	0,3704	0,0362	Rejeita a Hipótese Nula	518,5000	0,0077	Rejeita a Hipótese Nula
z_{11}	0,2963	0,1533	Aceita a Hipótese Nula	458,5000	0,1039	Aceita a Hipótese Nula

*A hipótese nula estabelece que as amostras possuem a mesma mediana.

**A hipótese nula estabelece que as amostras são retiradas da mesma distribuição.

***Nível de significância igual 0.05.



6. CONCLUSÕES

Neste trabalho foram estimadas as eficiências técnicas da saúde pública no Brasil utilizando dados de 2006. As DMU's consideradas no trabalho foram as Unidades da Federação, vistas como provedoras dos serviços de saúde pública no país. Os modelos DEA-CCR e DEA-BCC foram utilizados para este objetivo. Foram incorporadas duas extensões ao modelo básico com o propósito de melhorar tanto as estimativas quanto as interpretações das eficiências técnicas.

A primeira extensão foi a utilização de um método de seleção de variáveis baseada no trabalho de Cadima e Jolliffe (2001) que corresponde a selecionar um subconjunto de variáveis (produtos discricionários e insumos não discricionários) com o propósito de melhorar o poder discriminatório dos modelos. Com a aplicação do método, o modelo reduzido com menos de 50% dos produtos originais aumentou o poder discriminatório dos modelos sem perda significativa de informação. Esses fatos foram constatados notando-se que houve uma redução de aproximadamente 43% no número de DMU's com ET e EE máximas e de 21% quanto a ETP, quando comparados os modelos geral com 12 produtos e reduzido com apenas 5. Com relação à perda informacional, os testes de Kolmogorov-Smirnov e de Mann-Witney mostraram que o modelo geral e reduzido são indistinguíveis com relação às distribuições de probabilidade e de ranqueamento.

Os fatos acima sugerem que os indicadores de saúde que efetivamente promovem melhorias da eficiência técnica são: esperança de vida para ambos os sexos, número de leitos por mil habitantes, cobertura da vacina tetravalente (preventiva contra difteria, coqueluche, tétano e meningite), cobertura da vacina BCG (preventiva contra tuberculose) e cobertura de esgotamento sanitário.

A outra extensão dos modelos básicos foi a inclusão de insumos não discricionários com o propósito de identificar como características demográficas e sócio-econômicas podem impactar os resultados de eficiência. A metodologia utilizada para tanto baseia-se no trabalho de Ruggiero (1994) em que o modelo proposto satisfaz a importante propriedade de "efeito ambiental". O método de seleção de variáveis também foi aplicado para o conjunto de insumos não discricionários previamente selecionados. Do subconjunto selecionado com 6 das 12 variáveis originais, o tamanho da população foi a única variável para a qual os resultados de eficiência sofreram alteração significativa. Novamente os testes de Kolmogorov-Smirnov e de Mann-Witney foram utilizados para dar suporte a essa conclusão. Como foi observado, na comparação dos modelos reduzidos com e sem a variável população, a hipótese nula é rejeitada para as três medidas de eficiência nos testes ora citados. Isso significa que com a inclusão da variável população as distribuições das medidas de eficiências de seus ranqueamentos sofrem mudanças significativas. De fato, comparando-se as densidades estimadas para ambos os modelos, nota-se que com a inclusão da variável população ocorre um aumento da assimetria negativa da distribuição sugerindo maior densidade de probabilidade em torno da eficiência máxima. Noutros termos, a variável população promove, efetivamente, um ambiente mais favorável à eficiência na oferta de saúde pública.

Do ponto de vista normativo, o que se pode concluir desse trabalho, é que gestores da saúde pública, com o propósito único de melhorar a eficiência técnica do sistema,²¹ devem priorizar regiões com as seguintes características:

- a) baixa população;
- b) baixa esperança de vida;
- c) baixo número de leitos (por mil habitantes);
- d) baixa cobertura da vacina tetravalente;

²¹ Note que eficiência técnica como definida nesse trabalho, não tem relação com questões assistenciais. Noutros termos, os resultados aqui de forma alguma devem servir como único suporte às decisões alocativas no setor. Outras questões como a universalização do atendimento, devem estar presentes nas tomadas de decisão.

- e) baixa cobertura da vacina BCG;
- f) baixa cobertura de esgotamento sanitário.

BIBLIOGRAFIA

- Adler, N. & Golany, B. (2001). Evaluation of deregulated airline networks using data envelopment analysis combined with principal component analysis with an application to Western Europe. *European Journal of Operational Research*, 132:260–273.
- Adler, N. & Golany, B. (2002). Including principal component weights to improve discrimination in data envelopment analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 53:985–991.
- Ali, A. I. & Seiford, L. M. (1990). Translation invariance in data envelopment analysis. *Operations Research Letters*, 9:403–405.
- Banker, R. D. & Morey, R. (1986). Efficiency analysis for exogenously fixed inputs and outputs. *Operations Research*, 34:513–521.
- Bradford, M. & Oates (1969). The rising cost of local public services: Some evidence and reflections. *National Tax Journal*, 22:185–202.
- Cadima, J. F. L. & Jolliffe, I. T. (2001). Variable selection and the interpretation of principal subspaces. *Journal of Agricultural, Biological and Environmental Statistics*, 6:62–79.
- Calvo, M. C. M. (2004). Análise da eficiência produtiva de hospitais públicos e privados no Sistema Único de Saúde (SUS). In Piola, S. F. & Jorge, E. L., editors, *Economia da Saúde: 1o. Prêmio Nacional – 2004: Coletânea Premiada*. IPEA, DFID, Brasília.
- Casella, G. & Berger, R. L. (1987). Reconciling Bayesian and Frequentist evidence in the one-sided testing problem. *Journal of the American Statistical Association*, 82:106–111.
- Cooper, W. W., Seiford, L., & Tone, K. (2006). *Introduction to Data Envelopment Analysis and Its Uses*. Springer, NY.
- DeGroot, M. H. (1973). Doing what comes naturally: Interpreting a tail area as a posterior probability or likelihood ratio. *Journal of the American Statistical Association*, 68:966–969.
- Dyson, R. G., Allen, R., Camanho, A. S., Podinovski, V. V., Sarrico, C. S., & Shale, E. A. (2001). Pitfalls and protocols in DEA. *European Journal of Operational Research*, 132:245–259.
- Gibbons, J. D. & Chakraborti (2003). *Nonparametric Statistical Inference*. CRC Press, London.
- Guimarães, R. B. (2007). Brazilian health regions and scales: A geographical perspective. *New Zealand Geographer*, 63:97–105.
- Jenkins, L. & Anderson, M. (2003). A multivariate statistical approach to reducing the number of variables in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 147:51–61.
- Jolliffe, I. T. (1986). *Principal Component Analysis*. Springer-Verlag, New York, USA.
- Marinho, A. (2002). Avaliação da eficiência técnica nos serviços de saúde nos municípios do Rio de Janeiro. *Revista Brasileira de Economia*, 57:515–534.



- Marinho, A., Cardoso, S. S., & Almeida, V. V. (2009). Brasil e OCDE: Avaliação de eficiência em sistemas de saúde. Texto para Discussão 1370, IPEA.
- Pastor, J. (1996). Translation invariance in data envelopment analysis: A generalization. *Annals of Operations Research*, 66:93–102.
- Ribeiro, M. C. S. A., Barata, R. B., Almeida, M. F., & Silva, Z. P. (2006). Perfil sociodemográfico e padrão de utilização de serviços de saúde para usuários e não usuários do SUS – PNAD 2003. *Ciência e Saúde Coletiva*, 11:1011–1022.
- Ruggiero, J. (1994). On the measurement of technical efficiency in the public sector. *European Journal of Operational Research*, 90:553–565.
- Silverman, B. W. (1986). *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. Chapman and Hall, London.
- Trompieri-Neto, N., Lopes, D. A. F., Barbosa, M. P., & Holanda, M. (2009). Determinantes da eficiência dos gastos públicos municipais em educação e saúde: O caso do Ceará. In Carvalho, E. B. S., Holanda, M. C., & Barbosa, M. P., editors, *Economia do Ceará em Debate 2008*, volume 1, pages 57–72. IPECE, Fortaleza.
- Ueda, T. & Hoshiai, Y. (1997). Application of principal component analysis for parsimonious summarization of DEa inputs and/or outputs. *Journal of Operational Research Society of Japan*, 40:466–478.