



# *Tema II*

*Economia do Setor Público*

*Economia do Setor Público – 3º lugar*

*Daniel Voigt Godoy\**



*Eficiência na gestão pública  
municipal em educação e saúde*

*\* Mestrando em Economia Aplicada pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) e Auditor-Fiscal da Receita Estadual da Secretaria da Fazenda (Sefaz-RS).*

## Resumo

A introdução do Princípio da Eficiência na administração brasileira foi um marco institucional importante na gestão dos gastos públicos. Desde então, a mensuração do grau de eficiência na gestão pública tornou-se peça-chave para a avaliação de políticas públicas. Na literatura, essa mensuração é realizada utilizando-se a análise envoltória de dados, que permite a determinação da fronteira de eficiência sem a necessidade de estabelecer preços ou de realizar suposições sobre a forma da função de produção. No Brasil, a maioria dos estudos aborda os gastos públicos em educação e saúde, limitando seu escopo geográfico, geralmente, aos municípios de um determinado Estado. Esse trabalho pretende ampliar esse escopo, agrupando os municípios dotados de características semelhantes entre si, estimando os escores de eficiência para os gastos em educação e saúde de todos os municípios brasileiros e identificando possíveis determinantes desses escores.

Os resultados encontrados indicam a existência de três grandes grupos distintos de municípios, onde um desses grupos – concentrando a maioria dos municípios da Região Nordeste – apresenta os menores níveis de PIB *per capita* e a maior participação relativa do setor público nas áreas de educação e saúde. Além disso, esse grupo também apresenta os menores níveis de despesa orçamentária por indivíduo e os menores níveis para os índices de desenvolvimento. Em relação aos escores de eficiência, contudo, os resultados indicam uma menor desvantagem desse grupo de municípios em relação aos demais.

Na área de educação, os municípios brasileiros evoluíram de um escore de eficiência de 69% para 78% entre 2005 e 2009, e os melhores resultados foram encontrados nos municípios de São Paulo. Na área da saúde, observou-se a evolução de 62% para 70% no período considerado e os melhores resultados foram apresentados pelos municípios do Rio Grande do Sul.

Em relação aos possíveis determinantes, os resultados indicaram uma relação positiva entre a densidade populacional e o nível de eficiência, denotando a dificuldade do provimento da capilaridade adequada nos serviços públicos em populações esparsas. Da mesma forma, encontrou-se que um maior PIB *per capita* também contribui positivamente, especialmente nos municípios mais pobres, indicando que a redução da pobreza promove mais rapidamente uma maior eficiência no gasto público em saúde e educação. Além disso, os resultados indicaram um efeito positivo de uma maior participação do setor público municipal no ensino fundamental sobre a eficiência desse gasto, sugerindo a existência de ganhos de escala. Na saúde, no entanto, esse efeito inexistente. Ainda, em relação ao nível de escolaridade do prefeito, observou-se a relevância do ensino fundamental completo, cujo impacto sobre a eficiência pode alcançar 2,6%.

A inclusão do Índice de Gini (IG) da renda nos modelos para educação permitiu observar o grande impacto que a redução da desigualdade possui sobre a eficiência do gasto público nessa área. Na saúde, por sua vez, os resultados encontrados após a inclusão do percentual de residências com água encanada indicam que uma forma efetiva de tornar o gasto público em saúde mais eficiente é provendo melhores condições de saneamento.

**Palavras-chave:** Eficiência. Gasto público. Análise envoltória de dados.

# Sumário

1 INTRODUÇÃO	11
1.1 Motivação e Objetivos	11
1.2 Metodologia	12
1.3 Resumo	12
2 BREVE REVISÃO DA LITERATURA	12
2.1 Eficiência na Gestão Pública	12
2.2 Desenvolvimento Humano	13
3 ÍNDICE FIRJAN DE DESENVOLVIMENTO MUNICIPAL (IFDM)	14
3.1 Conceito	14
3.2 Metodologia	14
3.3 Resultados	18
4 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS	19
4.1 Conceito	19
4.2 Metodologia	20
4.3 Base de Dados	22
4.4 Escopo Temporal	23
4.5 Ajustes Metodológicos	24
4.5.1 Filtragem Preliminar	24
4.5.2 Análise de Fatores	24
4.5.3 Análise de Clusters	27
4.5.4 Detecção e Eliminação de Outliers	30
4.5.5 Estatísticas Descritivas das Variáveis Exógenas por Cluster	31
4.5.6 Distribuição Geográfica dos Clusters	33

4.6 Estimação da Eficiência na Gestão Pública Municipal	35
4.6.1 Educação	36
4.6.1.1 Insumos	36
4.6.1.2 Produto	38
4.6.1.3 Resultados	39
4.6.2 Saúde	42
4.6.2.1 Insumos	42
4.6.2.2 Produto	44
4.6.2.3 Resultados	45
4.6.3 Resultados por Regiões	48
5 DETERMINANTES	51
5.1 Variáveis Explicativas	51
5.2 Modelo de Dados em Painel	53
5.2.1 Metodologia	53
5.2.2 Resultados	54
5.2.2.1 Educação	54
5.2.2.2 Saúde	57
5.2.2.3 Quadro-Resumo	60
5.2.3 Variáveis Alternativas	61
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	68
REFERÊNCIAS	72

## *Lista de figuras*

Figura 1 – Variáveis exógenas para educação (2005)	26
Figura 2 – Variáveis exógenas para saúde (2005)	27
Figura 3 – <i>Clusters</i> por educação em 2005 e 2009	29
Figura 4 – <i>clusters</i> por saúde em 2005 e 2009	30
Figura 5 – Mapa dos municípios por <i>clusters</i> em educação	34
Figura 6 – Mapa dos municípios por <i>clusters</i> em saúde	35
Figura 7 – <i>Boxplot</i> dos escores para educação por <i>cluster</i> em 2005 e 2009	40
Figura 8 – <i>Boxplot</i> da diferença nos escores (2009/2005) para educação por <i>cluster</i>	40
Figura 9 – <i>Boxplot</i> dos escores para saúde por <i>cluster</i> em 2005 e 2009	46
Figura 10 – <i>Boxplot</i> da diferença nos escores (2009/2005) para saúde por <i>cluster</i>	46
Figura 11 – Evolução dos escores de eficiência – Região Norte	48
Figura 12 – Evolução dos escores de eficiência – Região Nordeste	49
Figura 13 – Evolução dos escores de eficiência – Região Sudeste	49
Figura 14 – Evolução dos escores de eficiência – Região Sul	50
Figura 15 – Evolução dos escores de eficiência – Centro-Oeste	50
Figura 16 – <i>Boxplot</i> do índice de gini por <i>cluster</i> em 2005 e 2009	63
Figura 17 – <i>Boxplot</i> da diferença no índice de gini (2009/2005) por <i>cluster</i>	63
Figura 18 – <i>Boxplot</i> do percentual de residências com água encanada por <i>cluster</i> em 2005 e 2009	65

## *Lista de quadros*

Quadro 1 – Variáveis componentes do IFDM	15
Quadro 2 – variáveis componentes do IFDM emprego e renda	16

Quadro 3 – variáveis componentes do IFDM educação	17
Quadro 4 – variáveis componentes do IFDM saúde	18
Quadro 5 – Resumo dos modelos estimados	60

## *Lista de tabelas*

Tabela 1 – análise de fatores para educação (2005)	25
Tabela 2 – análise de fatores para saúde (2005)	26
Tabela 3 – Soma dos quadrados por <i>clusters</i>	28
Tabela 4 – Quantidade de municípios por área e <i>cluster</i>	31
Tabela 5 – Estatísticas das variáveis por <i>cluster</i> em educação	31
Tabela 6 – Estatísticas das variáveis por <i>cluster</i> em saúde	32
Tabela 7 – Resumo das características dos clusters	33
Tabela 8 – Análise de fatores para insumos de educação (2005)	36
Tabela 9 – Estatísticas dos insumos por cluster em educação	37
Tabela 10 – estatísticas do produto por <i>cluster</i> em educação	38
Tabela 11 – estatísticas dos escores de eficiência em educação por cluster	39
Tabela 12 – Escores de eficiência médios por UF e <i>cluster</i> em educação	41
Tabela 13 – Análise de fatores para insumos de saúde (2005)	43
Tabela 14 – Estatísticas dos insumos por <i>cluster</i> em saúde	44
Tabela 15 – Estatísticas do produto por cluster em saúde	45
Tabela 16 – Estatísticas dos escores de eficiência em saúde por <i>cluster</i>	45
Tabela 17 – Escores de eficiência médios por UF e <i>cluster</i> em saúde	47
Tabela 18 – Variáveis para escolaridade do prefeito	51
Tabela 19 – Quantidade de municípios por nível de escolaridade do prefeito	52

Tabela 20 – Sinais esperados das variáveis explicativas	53
Tabela 21 – Estimação dos modelos de efeitos fixos para educação (1)	55
Tabela 22 – Estimação dos modelos de efeitos fixos para educação (2)	56
Tabela 23 – Estimação dos modelos de efeitos fixos para saúde (1)	58
Tabela 24 – Estimação dos modelos de efeitos fixos para saúde (2)	59
Tabela 25 – Estatísticas do índice de gini interpolado por <i>cluster</i>	63
Tabela 26 – Estimação dos modelos de efeitos fixos para educação	64
Tabela 27 – Estatísticas do percentual de residências com água encanada interpolado por <i>cluster</i>	66
Tabela 28 – Estimação dos modelos de efeitos fixos para saúde	67



# 1 Introdução

## 1.1 Motivação e Objetivos

A introdução do Princípio da Eficiência na administração brasileira, por meio da Emenda Constitucional 19/98, foi um marco institucional importante na gestão dos gastos públicos. Cada vez mais, a temática da qualidade do gasto público tem sido objeto de discussões e análises, em todas as esferas. Nesse sentido, a mensuração do grau de eficiência na gestão pública tornou-se peça-chave para a avaliação de políticas públicas.

Uma das metodologias mais utilizadas, por razões técnicas que abordaremos oportunamente no presente trabalho, é a análise envoltória de dados. Na literatura, há inúmeros trabalhos que a utilizam, medindo a eficiência dos gastos públicos nas mais diferentes áreas e esferas. No Brasil, essa literatura é bastante ampla, abordando, principalmente, os gastos públicos em educação e saúde na esfera municipal. A maioria dos estudos, no entanto, possui um escopo geográfico limitado aos municípios de um determinado Estado, entre os quais podem ser citados alguns: Neto et. al (2009), que investigaram os gastos públicos em educação e saúde nos municípios cearenses; Queiroz et. al (2013), analisando os gastos públicos em saúde nos municípios do Rio Grande do Norte; e Faria et. al (2008), também investigando os gastos públicos tanto em educação como em saúde nos municípios do Rio de Janeiro.

O presente trabalho visa ampliar o escopo geográfico para a totalidade dos municípios brasileiros, tendo como objetivos principais estimar os escores de eficiência para os gastos em educação e saúde de todos os municípios e identificar possíveis determinantes desses escores. Para consecução desses objetivos, o trabalho também visa agrupar os municípios dotados de características semelhantes entre si por meio da utilização de métodos estatísticos, para, então, aplicar a análise envoltória de dados e realizar as comparações dos resultados obtidos para os diferentes grupos.

Em suma, esse trabalho pretende desenhar um panorama das características municipais determinantes dos escores de eficiência estimados para os gastos em educação e saúde, traduzidos em indicadores de desenvolvimento socioeconômico, subsidiando os gestores com informações para a elaboração de políticas públicas que visam aumentar a eficiência e a qualidade do gasto público nessas áreas.

## 1.2 Metodologia

Primeiramente, foram coletados os dados socioeconômicos municipais de diferentes fontes e compilada uma base de dados, sobre a qual foi feito esse trabalho. Utilizou-se da análise de fatores e da análise de *clusters* para identificar e dividir os municípios em diferentes grupos, tomando o cuidado de detectar e remover os *outliers*.

Então, foram definidos insumos e produtos para as áreas de educação e saúde e, por meio da análise envoltória de dados, estimaram-se os escores de eficiência para cada um dos municípios em cada uma das áreas.

Finalmente, foram estimados modelos de dados em painel a fim de determinar as variáveis relevantes na determinação dos escores de eficiência obtidos.

## 1.3 Resumo

No Capítulo 2, apresentou-se uma breve revisão da literatura, destacando os conceitos de eficiência na gestão pública e de desenvolvimento humano e, no Capítulo 3, o Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal, elaborado para medir o nível de desenvolvimento socioeconômico dos municípios brasileiros.

No Capítulo 4, introduziu-se a análise envoltória de dados, detalhando a elaboração da base de dados e os ajustes metodológicos realizados. São apresentadas, então, as estimativas dos escores de eficiência em educação e saúde para os municípios, em diferentes agregações.

No Capítulo 5, os resultados obtidos para os escores de eficiência foram utilizados na estimação de modelos de dados em painel, com o objetivo de buscar possíveis determinantes dos primeiros. Foram consideradas, também, as variáveis alternativas – como o Índice de Gini e o percentual de residências com água encanada na reestimação dos modelos – e analisados os resultados encontrados.

# 2 Breve revisão da literatura

## 2.1 Eficiência na Gestão Pública

A adoção do Princípio da Eficiência na administração pública brasileira, por meio da aprovação da Emenda Constitucional 19/98 foi, certamente, um dos maiores êxitos da reforma administrativa. Segundo Meirelles (2002, p. 94):

o Princípio da Eficiência exige que a atividade administrativa seja exercida com presteza, perfeição e rendimento funcional. É o mais moderno princípio da função administrativa, que já não se contenta em ser desempenhada apenas com legalidade, exigindo resultados positivos para o serviço público e satisfatório atendimento das necessidades da comunidade e seus membros.

Para Coelho (1979, p. 3), o conceito de eficiência pode ser definido como aquele relacionado ao emprego de recursos de forma a obter a melhor relação custo-benefício entre os objetivos estabelecidos e os recursos utilizados. Assim, os recursos devem ser empregados de forma racional, critério presente na base das organizações administrativas e parte integrante do paradigma dominante na teoria organizacional.

Para Caiden e Caiden (2001, p. 82), eficiência é a relação entre os insumos e os resultados, sendo exemplos a utilização do mínimo de insumos para produzir um determinado resultado ou a obtenção de máximos resultados para um determinado nível de insumos.

Entretanto, a eficiência não se preocupa com os fins, apenas com os meios. Seguem, portanto, os conceitos de eficácia e efetividade: a primeira refere-se ao alcance de resultados e à qualidade dos produtos e serviços; a última, diz respeito ao efeito da decisão pública. Embora seja possível ser eficaz ou efetivo sem ser eficiente (por meio do desperdício de recursos, por exemplo), a situação inversa é menos óbvia: se uma determinada ação não foi eficaz (não alcançou seus objetivos) ou não foi efetiva (não produziu os resultados desejados), como medir a eficiência? Nesse sentido, o conceito de eficiência, necessariamente, abrange os conceitos de eficácia e efetividade, podendo ser entendido como a razão entre os objetivos atingidos, materializados em produtos ou resultados, e os recursos empregados para tal.

## *2.2 Desenvolvimento Humano*

O Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) define o conceito de desenvolvimento humano como um processo de ampliação das escolhas das pessoas para que elas tenham capacidades e oportunidades para ser aquilo que desejam ser. Assim, diferentemente da perspectiva do crescimento econômico, que vê o bem-estar de uma sociedade apenas pelos recursos ou pela renda que ela pode gerar, a abordagem de desenvolvimento humano procura olhar diretamente para as pessoas, suas oportunidades e capacidades. A renda é importante, mas como um dos meios do desenvolvimento e não como seu fim. Logo, o foco é transferido do crescimento econômico, ou da renda, para o ser humano.

Ainda, segundo o PNUD, o conceito de Desenvolvimento Humano parte do pressuposto de que, para aferir o avanço na qualidade de vida de uma população, é preciso ir além do viés puramente econômico e considerar outras características sociais, culturais e políticas que influenciam a qualidade da vida humana, que constituem a base do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) publicado anualmente. O objetivo da criação do IDH foi o de oferecer um contraponto a outro indicador muito utilizado, o Produto Interno Bruto (PIB) *per capita*, que considera apenas a dimensão econômica do desenvolvimento. Criado por Mahbub ul Haq com a colaboração do economista indiano Amartya Sen, ganhador do Prêmio Nobel de Economia de 1998, o IDH pretende ser uma medida geral, sintética, do desenvolvimento humano. Desde 2010, sua série histórica é recalculada em razão do movimento de entrada e saída de países e às adaptações metodológicas, o que possibilita uma análise de tendências. Aos poucos, o IDH tornou-se referência mundial.

Em 2008, surge, no Brasil, um novo índice de desenvolvimento humano – o Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal (IFDM) – com o objetivo de monitorar o desenvolvimento socioeconômico brasileiro levando em consideração as diferentes realidades dos municípios.

## 3 Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM)

### 3.1 Conceito

O Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal é um índice de desenvolvimento humano criado em 2008 pela Federação das Indústrias do Rio de Janeiro. Com base em fontes primárias de dados obtidas a partir de estatísticas oficiais dos Ministérios do Trabalho e Emprego, da Educação e da Saúde, o índice contempla três áreas consagradas do desenvolvimento humano: emprego e renda, educação e saúde. O IFDM de um município, portanto, é calculado a partir de uma média simples dos resultados obtidos em cada uma dessas áreas.

### 3.2 Metodologia

A última revisão metodológica manteve as características presentes originalmente em sua concepção original, quais sejam (FIRJAN, 2014):

- Acompanhar as três principais áreas de desenvolvimento: Educação, Saúde, Emprego e Renda;
- Possuir periodicidade anual, recorte municipal e cobertura nacional dos 5.565 municípios brasileiros;
- Utilizar-se exclusivamente de estatísticas públicas oficiais;
- Permitir comparações absolutas e relativas, identificando se a melhora em determinado município ocorreu da adoção de políticas específicas ou apenas da queda ou ascensão dos demais municípios do *ranking*;
- Possuir fácil leitura: o índice varia de 0 a 1, e, quanto mais próximo de 1, maior o desenvolvimento da cidade. Além disso, para maior praticidade na análise dos resultados, foram definidas as seguintes classificações:
  - Municípios com IFDM entre 0 e 0,4 → baixo desenvolvimento;
  - Municípios com IFDM entre 0,4 e 0,6 → desenvolvimento regular;
  - Municípios com IFDM entre 0,6 e 0,8 → desenvolvimento moderado;
  - Municípios com IFDM entre 0,8 e 1 → alto desenvolvimento.

Apresenta-se, então, o quadro-resumo das variáveis que compõem cada uma das dimensões consideradas no cômputo do IFDM:

QUADRO 1 – VARIÁVEIS COMPONENTES DO IFDM

Emprego e Renda	Educação	Saúde
Geração de emprego formal	Matrículas na educação infantil	Número de consultas pré-natal
Absorção da mão de obra local	Abandono no ensino fundamental	Óbitos por causas mal-definidas
Geração de renda formal	Distorção idade-série no ensino fundamental	Óbitos infantis por causas evitáveis
Salários médios do emprego formal	Docentes com ensino superior no ensino fundamental	Internação sensível à atenção básica
Desigualdade	Média de horas aula diárias no ensino fundamental	
	Resultado no IDEB no ensino fundamental	
Fonte: MTE	Fonte: MEC	Fonte: MS

Fonte: IFDM – Nota Metodológica (FIRJAN, 2014).

A dimensão dada pelo Emprego tem por objetivo captar não apenas a conjuntura econômica, mas também características estruturais do mercado de trabalho do município. A primeira é retratada pelas taxas de crescimento do

emprego formal no ano base e no último triênio; a segunda, pelo grau de formalização do mercado de trabalho local, medido por meio da relação entre o estoque de trabalhadores com carteira assinada e a população economicamente ativa do município. A dimensão da Renda, por sua vez, é dada pelas taxas de crescimento da renda média no ano base e no último triênio – representando a conjuntura – e pelo Gini da renda e massa salarial – representando a estrutura.

O quadro-resumo das variáveis que compõem as dimensões do Emprego e Renda, com os respectivos pesos, é apresentado abaixo:

QUADRO 2 – VARIÁVEIS COMPONENTES DO IFDM EMPREGO E RENDA

Emprego (50%)				
Variáveis	Crescimento Real no Ano	Crescimento Real no Triênio	Formalização do Mercado de Trabalho Local	
Pesos	10%	10%	30%	
Renda (50%)				
Variáveis	Crescimento Real no Ano	Crescimento Real no Triênio	Massa Salarial	Gini da Renda
Pesos	10%	10%	15%	15%

Fonte: IFDM – Nota Metodológica (FIRJAN, 2014).

A dimensão da Educação tem por objetivo captar a oferta da educação infantil e a qualidade da educação prestada no ensino fundamental em escolas públicas e privadas. A primeira é avaliada pelo percentual de matrículas em creches e pré-escolas em relação ao total de crianças de 0 a 5 anos de idade, segundo projeções anuais de população do IBGE. A avaliação da qualidade da educação no ensino fundamental, por sua vez, é realizada por cinco indicadores qualitativos:

- Taxa de distorção idade-série: representa a defasagem de aprendizagem, expressando o percentual de alunos com idade superior à recomendada para a série que está cursando;
- Percentual de docentes com curso superior: mede a qualificação dos professores;
- Número médio diário de horas-aulas: aborda a qualidade do ensino sob a ótica da oferta de tempo integral nas escolas e do impacto sobre o desempenho dos alunos;
- Taxa de abandono escolar: acompanha se, de fato, os alunos matriculados no ensino fundamental permanecem na escola durante todo o ano letivo;

- Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB): principal indicador de desempenho da educação básica no Brasil, esse índice mede o grau de absorção do conteúdo pelos alunos.

O quadro-resumo das variáveis que compõem a dimensão da Educação, com os respectivos pesos, é apresentado a seguir:

QUADRO 3 – VARIÁVEIS COMPONENTES DO IFDM EDUCAÇÃO

	Ensino Infantil	Ensino Fundamental				
Variáveis	Atendimento Educação Infantil	Distorção Idade Série (1-tx)	% Docentes com Curso Superior	Média de Horas-Aula Diárias	Taxa de Abandono (1-tx)	Média IDEB
Pesos	20%	10%	15%	15%	15%	25%

Fonte: IFDM – Nota Metodológica (FIRJAN, 2014).

Por fim, a dimensão da Saúde tem foco na saúde básica e contempla indicadores cujo controle é de competência municipal, quais sejam:

- Percentual de gestantes com mais de seis consultas pré-natal: considerado um dos procedimentos mais básicos que um município deve oferecer à sua população, mede o grau de atendimento pré-natal nos serviços de saúde municipais;
- Proporção de mortes por causas mal definidas: relacionado ao acesso aos serviços de saúde e ao acompanhamento da saúde da população, permitindo inferir a qualidade da atenção básica;
- Taxa de óbitos infantis por causas evitáveis: reconhecido pela ONU como um dos indicadores mais sensíveis da condição de vida e de saúde de uma população, é um indicador indireto da qualidade da atenção básica à saúde;
- Internações sensíveis à atenção básica: acompanha as internações hospitalares que poderiam ter sido evitadas caso os serviços de atenção básica de saúde tivessem sido efetivos.

O quadro-resumo das variáveis que compõem a dimensão da Educação, com os respectivos pesos, é apresentado a seguir:

QUADRO 4 – VARIÁVEIS COMPONENTES DO IFDM SAÚDE

	Atenção Básica			
Variáveis	Mínimo de 7 consultas pré-natal por nascido vivo	Taxa de óbito de menores de 5 anos por causas evitáveis	Óbitos de causas mal definidas	Internações evitáveis por atenção básica
Pesos	25%	25%	25%	25%

Fonte: IFDM – Nota Metodológica (FIRJAN, 2014).

### 3.3 Resultados

Os resultados para o IFDM são publicados com uma defasagem temporal de três anos em relação ao seu ano de referência, decorrente do fato de serem utilizadas apenas estatísticas oficiais dos Ministérios da Saúde, da Educação e do Trabalho e Emprego. A edição de 2014, portanto, refere-se ao ano de 2011. Além disso, a última revisão metodológica também reconstituiu a série histórica iniciada em 2005.

A divulgação da 6ª Edição do IFDM (ano de referência 2011) apresentou destaques para os crescimentos dos índices de Educação e Saúde. O IFDM Educação foi o indicador que mais cresceu em relação a 2010 (3,9%), com melhora no índice em 81% dos municípios, alcançando um nível de 0,7355 ponto. Já o IFDM Saúde avançou 2,1%, alcançando 0,7387 ponto, com uma melhora do índice em 65% dos municípios. O IFDM Emprego e Renda, contudo, recuou 0,6% em 2011, para 0,7219 ponto.

No resultado geral para 2011, apenas 332 municípios (6,0% do total) alcançaram um alto nível de desenvolvimento. A primeira cidade colocada no *ranking* foi Louveira (SP), com 0,9161 ponto, seguida de São José do Rio Preto (SP), com 0,9156. Nas duas últimas posições do *ranking* nacional, estão Santa Rosa do Purus (AC), com 0,2819 ponto, e Atalaia do Norte (AM), com 0,2916 ponto. Entre as capitais brasileiras, Curitiba (PR) mais uma vez ocupa o topo do ranking, enquanto São Paulo (SP) ultrapassou Vitória (ES), alcançando a segunda posição.

Os resultados completos para 2011, bem como para os anos anteriores, podem ser obtidos diretamente no sítio da FIRJAN, no endereço eletrônico <http://www.firjan.org.br/ifdm/downloads/>.

## 4 *Análise envoltória de dados*

### 4.1 *Conceito*

A Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA, no termo em inglês) é um método de programação linear não paramétrico de medida de eficiência. Com base no trabalho seminal de Farrel (1957) e posteriormente aprofundado e estendido por Charnes et al. (1978) e Banker et al. (1984), a abordagem DEA é uma forma comum de se avaliar a eficiência relativa de unidades de decisão (*Decision Making Units* – DMUs, no termo em inglês), especialmente nos casos em que as DMUs utilizam múltiplos insumos para produzir múltiplos produtos. Uma das vantagens dessa abordagem não paramétrica é a possibilidade de determinação da fronteira de eficiência sem a necessidade de estabelecer preços para os insumos e produtos ou de realizar suposições sobre a forma da função de produção, tornando-a especialmente útil em estudos relacionados à eficiência do setor público.

A fronteira de produção é definida como a quantidade máxima de produtos que podem ser obtidos, dados os insumos utilizados em um determinado processo de produção. Assim, existem algumas variações na forma de introduzir o modelo: tanto quanto à orientação do problema (insumo ou produto), como quanto aos retornos de escala (constantes ou variáveis). Na orientação pelo insumo, determina-se qual a redução proporcional de cada um dos insumos que poderia ser feita sem que os produtos sejam alterados. Na orientação pelo produto, no entanto, obtém-se quanto os produtos podem ser proporcionalmente aumentados, dada a mesma quantidade de insumos utilizados. Uma DMU considerada ineficiente em um problema cuja orientação é pelo insumo também o será em um problema cuja orientação é pelo produto. Enquanto em modelos que utilizam retornos constantes de escala (CRS, na sigla em inglês), insumos e produtos crescem proporcionalmente; naqueles modelos que usam retornos variáveis de escala (VRS, na sigla em inglês), existe a possibilidade de retornos crescentes ou decrescentes de escala nos insumos e produtos. Na prática, os retornos de escala variáveis são mais comumente utilizados, pois pressupõem uma hipótese menos restritiva.

No presente trabalho, consideram-se a orientação pelo produto e a hipótese de retornos variáveis de escala. A opção pela orientação pelo produto justifica-se pela relativa rigidez dos gastos públicos em educação e saúde em razão da vinculação da maior parte desses gastos às receitas públicas. Assim, não é facultado ao gestor público reduzir esses gastos (insumos), de forma que o foco na qualidade do gasto público é na obtenção de melhores resultados (produtos), dados esses gastos.

## 4.2 Metodologia

Para um problema de programação linear, considerando a orientação pelo produto e retornos variáveis de escala, a representação é a seguinte:

$$\text{Max } \theta_n \quad w_1, \dots, w_N, \theta_n$$

sujeito a:

- (i)  $\sum_{j=1}^N w_j y_{ij} - \theta_n y_{in} \geq 0 \quad i = 1, \dots, I$
- (ii)  $\sum_{j=1}^N w_j x_{kj} - x_{kn} \leq 0 \quad k = 1, \dots, K$
- (iii)  $\sum_{j=1}^N w_j = 1$
- (iv)  $w_j \geq 0 \quad j = 1, \dots, N$

Em que são consideradas  $N$  unidades de decisão (DMUs) que produzem  $I$  produtos distintos utilizando  $K$  insumos também distintos. Os termos  $y_{in}$  e  $x_{kn}$  representam, respectivamente, as quantidades de produto  $i$  e de insumo  $k$  para unidade  $n$ . O termo  $\theta_n$  é o escore de eficiência da DMU  $n$ , e o termo  $w_j$  representa o peso relativo de cada uma das unidades consideradas no problema. Note que os pesos dos insumos e dos produtos também são determinados como parte da solução do problema de otimização, de forma a maximizar o escore de eficiência.

O escore de eficiência  $\theta_n$  mede a distância entre a unidade e a fronteira eficiente. Assim, um valor de  $\theta_n$  igual 1 indica uma unidade localizada na fronteira, isto é, nenhuma outra unidade é capaz de produzir maiores resultados usando os mesmos insumos. Contudo, valores acima de 1 indicam unidades abaixo da fronteira. Assim, o escore de eficiência de cada município será obtido invertendo-se o valor de  $\theta$ , isto é,  $1/\theta$ , de forma que os escores variam no intervalo entre zero e um. E, quanto mais próximo de zero, mais ineficiente.

Simar e Wilson (1998, 2000) identificaram a existência de viés nos estimadores de eficiência e propuseram a utilização de um método *bootstrap*, em que é realizada repetidamente uma simulação do processo de geração dos dados por meio de reamostragem e aplicação do estimador original a cada amostra simulada, a fim de que as estimativas imitem a distribuição amostral do estimador original. Assim, o viés obtido é subtraído dos escores de eficiência originais, tornando o estimador robusto.

Além disso, a análise pela abordagem DEA considera apenas insumos de natureza discricionária, ou seja, aqueles que podem ser controlados ou alterados pela DMU. Entretanto, em muitos casos, a provisão de produtos ou resultados

pode ser influenciada por fatores exógenos que estão além do controle da unidade de decisão. Na análise de um serviço disponibilizado pelo setor público, isso é especialmente relevante. Assim, torna-se necessário investigar que fatores exógenos poderiam estar relacionados aos escores de eficiência e corrigir esses escores de eficiência levando-se em conta tais fatores.

Uma das formas de considerar os fatores exógenos é a estimação em dois estágios: o escore de eficiência é estimado por abordagem DEA em um primeiro estágio e, em um segundo, os escores são regredidos nas covariáveis através de um modelo de regressão para dados censurados do tipo Tobit.<sup>1</sup> Outra forma é agrupar as unidades de decisão em *clusters*, de forma que aquelas consideradas “próximas” entre si, dados os fatores exógenos considerados, são incluídas no mesmo *cluster*. Aplica-se, então, a abordagem DEA separadamente em cada *cluster*. No presente trabalho, utiliza-se essa segunda forma de consideração dos fatores exógenos.

Em relação aos fatores exógenos a serem considerados, Afonso, Schuknecht e Tanzi (2006) sugerem, entre outros, o Produto Interno Bruto (PIB) *per capita* (denotando a renda média dos habitantes), o tamanho da população (uma população grande representa um maior desafio para as políticas públicas) e anos médios de escolaridade (denotando o nível educacional da população). Já Bezerra e Diwan (2001) consideraram o número de habitantes por leito hospitalar, o número de matrículas por professor nos níveis de ensino pré-escolar, fundamental e médio, e o número de empresas sediadas ou com atividades no município. No presente trabalho, serão considerados três fatores exógenos que caracterizam a estrutura e a economia de um município – PIB *per capita*, densidade populacional, proporção do valor adicionado pela agropecuária no PIB – e outros dois fatores que caracterizam a presença da gestão municipal nos setores de educação e saúde, respectivamente: percentual do total de matrículas no ensino fundamental em escolas públicas municipais e percentual do total de médicos em estabelecimentos de saúde municipais. Na Seção 4.5.2, são apresentados os procedimentos usados na escolha desses fatores.

Outra consideração importante a ser feita na utilização da abordagem DEA é a presença de *outliers*.<sup>2</sup> Um simples erro de medida em um dos insumos ou produtos pode vir a comprometer a estimação dos escores de eficiência. Assim, a fim de garantir uma estimação robusta desses escores, além de considerar o já mencionado viés, é necessário identificar e eliminar os possíveis *outliers*. Uma das maneiras de fazê-lo, em um espaço multidimensional, é por meio da distância

1 O modelo Tobit, também chamado modelo de regressão censurada, é utilizado para determinar relações entre variáveis quando existe censura por baixo ou por cima, isto é, quando há um limite mínimo ou máximo, respectivamente, para o valor da variável.

2 *Outliers* são observações com uma combinação de características que as identificam como distintamente diferentes das demais observações, geralmente valores muito altos ou muito baixos, ou ainda, uma combinação de valores de diferentes variáveis que tornam a observação saliente em relação às demais.

de Mahalanobis, que mede a distância entre um ponto  $P$  e uma distribuição  $D$  e é uma generalização da ideia de medir a distância, em desvios-padrão, entre um valor e uma média. Na Seção 4.5.4, serão apresentados os procedimentos utilizados na detecção e eliminação desses possíveis *outliers*.

### 4.3 Base de Dados

Dado que o presente trabalho tem por objetivo estimar a eficiência da gestão municipal nas áreas de educação e saúde, foi selecionado um conjunto de informações que nos permite definir indicadores de insumo e produto para cada uma dessas duas áreas. Além dos já mencionados fatores exógenos e de outras variáveis de interesse que nos possibilitam tecer hipóteses sobre os escores de eficiência encontrados.

Assim, uma vez que cada unidade de decisão (DMU) é um município, são considerados como resultados (ou produtos) de cada município os valores dos Índices FIRJAN de Desenvolvimento Municipal (IFDM) de Educação e Saúde. Ressalto, contudo, que será aplicada a abordagem DEA separadamente para cada produto, de acordo com os respectivos insumos. Os dados relativos aos índices IFDM Educação e IFDM Saúde foram obtidos no sítio da FIRJAN (<http://www.firjan.org.br/ifdm/>). A utilização dos índices produzidos pela FIRJAN em detrimento de outros índices de desenvolvimento humano se justifica pelo enfoque metodológico adotado em sua construção, como visto no Capítulo 3, que prioriza indicadores que são resultados de ações de políticas públicas no âmbito municipal.

Os dados necessários para a definição dos indicadores de insumo, dos fatores exógenos e de outras variáveis de interesse foram coletados de diversas fontes:

- DATASUS – Informações de Saúde (TABNET): o portal <http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/index.php?area=02> consolida informações de diferentes fontes governamentais, como o IBGE (informações demográficas e socioeconômicas) e o Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (CNES) (informações sobre recursos físicos e humanos de estabelecimentos de saúde);
- IPEADATA: o portal <http://www.ipeadata.gov.br/> também consolida dados de diversas fontes governamentais, com informações demográficas e socioeconômicas, como de desenvolvimento humano e de finanças públicas nas três esferas de governo;
- FINBRA: as bases de dados Finanças do Brasil – Dados Contábeis dos Municípios estão disponíveis para os anos entre 2002 e 2013 no sítio do Tesouro Nacional (<http://www.tesouro.fazenda.gov.br/finbra-financas->

-municipais) e consolidam os dados dos RREOs<sup>3</sup> enviados pelos municípios e revisados pela Secretaria do Tesouro Nacional, sofrendo atualizações periódicas.

- Microdados do Censo Escolar: os microdados estão disponíveis para os anos entre 1995 e 2013 no sítio do INEP (<http://portal.inep.gov.br/basica-levantamentos-acessar>) e contém os dados relativos às escolas, turmas, docentes e alunos com abrangência nacional.
- Repositório de Dados Eleitorais: os dados estão disponíveis no sítio do TSE (<http://www.tse.jus.br/eleicoes/estatisticas/repositorio-de-dados-eleitorais>) e compilam os dados brutos eleitorais relativos aos resultados das eleições, aos eleitores e aos candidatos e as respectivas prestações de contas.

Ressalta-se que a heterogeneidade das fontes de dados, bem como dos formatos nos quais elas disponibilizam suas informações, foi um grande obstáculo a ser superado no desenvolvimento do presente trabalho, a fim de confeccionar uma base de dados adequada aos seus propósitos.

#### *4.4 Escopo Temporal*

No presente trabalho, foram utilizados os dados relativos aos anos de 2005 e 2009, apenas. A escolha desses anos, em particular, se justifica pela sua coincidência com o término do Plano Plurianual<sup>4</sup> das gestões municipais eleitas em 2000 e 2004, respectivamente. Considerando que se pretende investigar a hipótese de que o nível de escolaridade do prefeito pode ser um dos determinantes dos níveis dos escores de eficiência estimados para o município e que se consideram os insumos representativos da infraestrutura e dos recursos humanos municipais em educação e saúde na estimação dos escores de eficiência, a opção por uma janela de tempo equivalente ao período de um Plano Plurianual, ao término do qual se pode avaliar o resultado de uma gestão, nos pareceu a escolha razoável a ser feita. Idealmente, um período de tempo incluindo um número maior de gestões seria adotado. Porém, em razão das restrições nos dados disponíveis (por exemplo, a série histórica do IFDM contempla apenas o período entre 2005 e 2011), o presente trabalho está restrito ao período identificado.

3 Relatórios Resumidos de Execução Orçamentária são instrumentos de transparência da gestão fiscal instituídos no art. 48º da Lei Complementar nº 101/2000, a Lei de Responsabilidade Fiscal.

4 Previsto no art. 165º da Constituição Federal e regulamentado pelo Decreto nº 2.829, de 29 de outubro de 1998, o Plano Plurianual é um plano de médio prazo que estabelece as diretrizes, objetivos e metas a serem seguidos pelo governo federal, estadual ou Municipal ao longo de um período de quatro anos. Tem vigência do segundo ano de um mandato até o fim do primeiro ano do mandato seguinte.

## 4.5 *Ajustes Metodológicos*

Uma vez construída a base de dados com as informações necessárias para a definição dos indicadores de insumo e produto, bem como dos fatores exógenos e demais variáveis de interesse, de todos os 5.565 municípios brasileiros, realizam-se os ajustes metodológicos necessários para mitigar eventuais erros ou diferenças qualitativas existentes nos dados e para adequá-los à metodologia descrita na Seção 4.2.

### 4.5.1 *Filtragem Preliminar*

O primeiro passo é a identificação e a remoção do conjunto de dados com informações não disponíveis ou zeradas. Assim, foram removidos os dados relativos àqueles municípios e anos nos quais os valores dos índices IFDM Educação e IFDM Saúde não estavam disponíveis; ou onde os valores das despesas orçamentárias nas funções educação ou saúde encontravam-se zerados; ou ainda, nos quais não constavam matrículas no ensino fundamental em escolas públicas municipais ou não constavam registrados estabelecimentos de saúde pública municipais.

No caso do Censo Escolar de 2005, em particular, ressalta-se que existe um contingente considerável de municípios para os quais não consta a existência de escola pública municipal de ensino fundamental. Esses municípios, em um total de 325, concentram-se principalmente nos Estados de São Paulo (179), Paraná (68), Minas Gerais (42) e Goiás (21) e, dada essa condição, foram removidos durante a filtragem.

O universo de dados resultante, portanto, foi de 4.887 municípios em educação e 4.077 municípios em saúde, ambos em 2005. Para 2009, de 5.455 municípios em educação e 4.922 municípios em saúde.

### 4.5.2 *Análise de Fatores*<sup>5</sup>

Na Seção 4.2, foram elencados os fatores exógenos (aos quais serão chamados, doravante, de variáveis exógenas, a fim de evitar confusão com o conceito de fator da análise estatística) para determinar as características da estrutura e da economia dos municípios, bem como da presença da gestão municipal nas áreas de educação e saúde:

<sup>5</sup> A análise de fatores é uma abordagem estatística que permite analisar as inter-relações entre diversas variáveis e, então, explicar essas variáveis em termos de dimensões subjacentes em comum (fatores).

- PIB *per capita* (LOG\_PIB\_PC);
- Densidade populacional (LOG\_DENS\_POP);
- Proporção do valor adicionado pela agropecuária no PIB (PC\_PIB\_AGRO);
- Percentual do total de matrículas no ensino fundamental em escolas públicas municipais (PC\_MAT\_MUN); e
- Percentual do total de médicos em estabelecimentos de saúde municipais (PC\_MED\_MUN).

Essas variáveis foram escolhidas em razão do fato de que suas correlações entre si são baixas e, ao considerá-las em conjunto, por meio de técnica da análise de fatores, cada uma delas ainda responde por uma parcela razoável da variância observada.

Para o universo dos 4.887 municípios considerados na área da educação para o ano de 2005, a Figura 1 representa a matriz de dispersão<sup>6</sup> das variáveis consideradas. A Tabela 1, por sua vez, apresenta os resultados obtidos pela análise de fatores utilizando o método de rotação “oblimin”,<sup>7</sup> indicando as cargas de cada variável sobre os fatores e a proporção da variância explicada por cada um dos fatores.

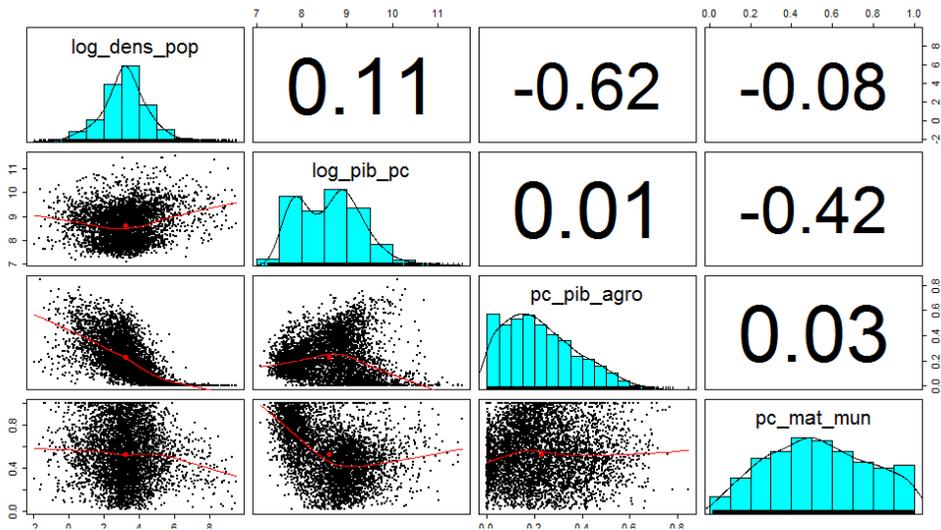
TABELA 1 – ANÁLISE DE FATORES PARA EDUCAÇÃO (2005)

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4
log_dens_pop	1,00	0,00	0,00	0,00
log_pib_pc	0,00	0,00	0,91	0,00
pc_pib_agro	0,00	1,00	0,00	0,00
pc_mat_mun	0,00	0,00	0,00	0,84
Prop. Variância Explicada	28%	28%	23%	20%

Fonte: Elaboração do autor.

6 A matriz de dispersão apresenta os gráficos de dispersão para todas as combinações de variáveis na parte inferior da matriz. A diagonal contém os histogramas das variáveis e, na parte superior da matriz, aparecem os valores das correlações para todas as combinações de variáveis.

7 O termo "oblimin" descreve uma classe de métodos de rotação que envolve fatores oblíquos e um critério de minimização. Ao relaxar a premissa de fatores independentes, os eixos podem ocupar quaisquer posições no espaço de fatores, permitindo que os fatores sejam correlacionados entre si.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 1 – VARIÁVEIS EXÓGENAS PARA EDUCAÇÃO (2005)

Como se pode observar, todas as variáveis possuem cargas elevadas<sup>8</sup> sobre os fatores e todos os fatores possuem uma elevada proporção de explicação da variância dos dados. Considera-se, portanto, que esse conjunto de variáveis não pode ser reduzido sem significativa perda de poder explicatório e, assim, satisfatório para a caracterização dos municípios por meio da análise de *clusters* que será detalhada na próxima seção.

Quanto ao universo de 4.077 municípios considerados na área da saúde para o ano de 2005, a Figura 2 e a Tabela 2 evidenciam as informações pertinentes às relações entre as variáveis envolvidas, bem como os resultados da análise de fatores.

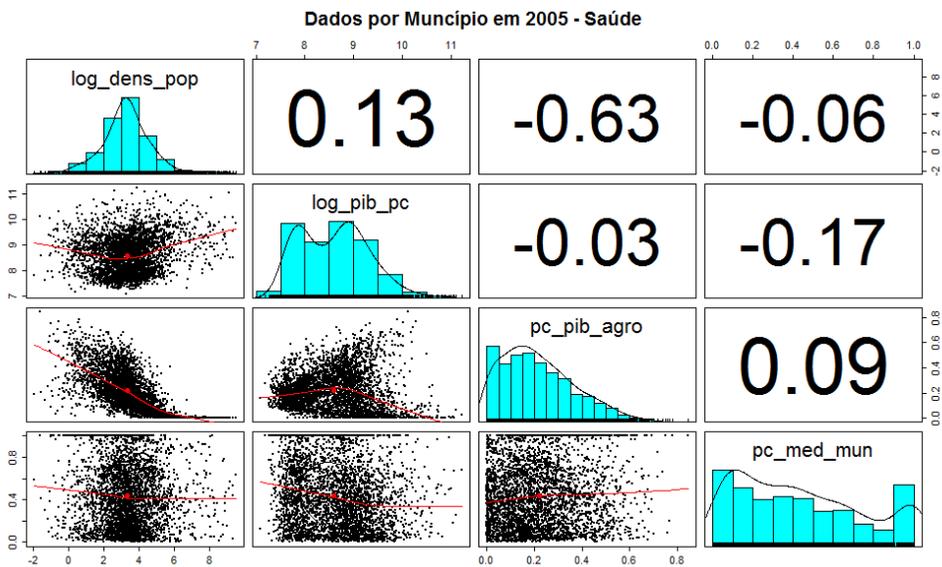
TABELA 2 – ANÁLISE DE FATORES PARA SAÚDE (2005)

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4
log_dens_pop	1,00	0,00	0,00	0,00
log_pib_pc	0,00	0,00	0,56	0,00
pc_pib_agro	0,00	1,00	0,00	0,00
pc_med_mun	0,00	0,00	0,00	0,42
Prop. Variância Explicada	40%	40%	12%	7%

Fonte: Elaboração do autor.

8 Valores entre 0,30 e 0,40 são considerados minimamente aceitáveis como interpretativos da estrutura e valores acima de 0,50 são considerados de significância prática.

No caso das variáveis exógenas consideradas para saúde, as variáveis para a densidade populacional e para a proporção do PIB adicionada pela agropecuária mantiveram-se com a carga máxima dos fatores mais importantes, concentrando ainda mais a proporção da variância explicada. Poder-se-ia considerar a exclusão da variável PC\_MED\_MUN, dada sua carga relativamente baixa sobre um fator responsável por uma proporção de apenas 7% da variância explicada. Contudo, optou-se por mantê-la na análise, de forma a conservar a simetria entre as análises de educação e saúde, considerando, em cada uma, ao menos uma variável diretamente relacionada à área.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 2 – VARIÁVEIS EXÓGENAS PARA SAÚDE (2005)

#### 4.5.3 Análise de Clusters<sup>9</sup>

Uma vez definidas as variáveis exógenas capazes de discriminar os municípios entre si, o próximo passo é utilizá-las para determinar os *clusters* de municípios sobre os quais será aplicada separadamente a abordagem DEA, conforme visto na Seção 4.2.

<sup>9</sup> A análise de *clusters* é uma técnica analítica para desenvolver agrupamentos significativos de indivíduos ou objetos. Seu objetivo é classificar um conjunto de entidades em um pequeno número de grupos mutuamente exclusivos fundamentado nas similaridades entre as entidades, e os grupos não são predefinidos.

Foi utilizada a técnica denominada *k-means*<sup>10</sup> e, para tal, primeiramente é necessário definir a quantidade de *clusters* nos quais serão agrupados os municípios. Assim, calcula-se a soma dos quadrados dentro dos grupos (*within groups sum of squares*, no termo em inglês) para uma dada quantidade de *clusters* e compara-se com a soma dos quadrados totais, de forma a obter a proporção de redução dessa última em razão do processo de *clustering*. Os resultados encontrados, para cada uma das áreas, considerando dois, três, quatro e cinco *clusters* foram os seguintes:

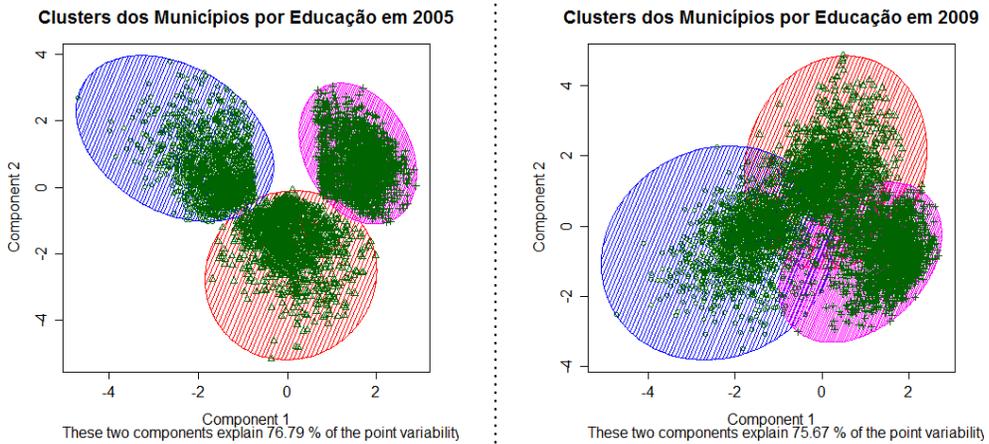
TABELA 3 – SOMA DOS QUADRADOS POR *CLUSTERS*

Educação					
<i>Clusters</i>	Total	2	3	4	5
<i>Within Groups Sum of Squares</i>	19.540	14.382	10.083	8.479	7.721
% Total de Redução	0,0%	26,4%	48,4%	56,6%	60,5%
Saúde					
<i>Clusters</i>	Total	2	3	4	5
<i>Within Groups Sum of Squares</i>	16.300	12.078	9.383	7.694	6.863
% Total de Redução	0,0%	25,9%	42,4%	52,8%	57,9%

Fonte: Elaboração do autor.

Pode-se observar na tabela anterior que os maiores ganhos na redução acontecem ao serem incluídos o segundo e o terceiro *clusters*. Dessa forma, decidiu-se dividir os municípios brasileiros em três *clusters* distintos utilizando, em cada área (educação e saúde), os valores em 2005 para as quatro variáveis exógenas definidas na seção anterior. Por meio da técnica *k-means*, com 1.000 inicializações aleatórias, foram encontrados os resultados mostrados nas Figuras 3 e 4, a seguir:

10 O algoritmo *k-means* é um algoritmo não hierárquico que particiona os dados em um número de *clusters* especificado pelo usuário e, iterativamente, reatribui as observações aos *clusters* até que um dado critério numérico seja alcançado, geralmente, a minimização das distâncias *intracluster* e a maximização das distâncias *interclusters*.

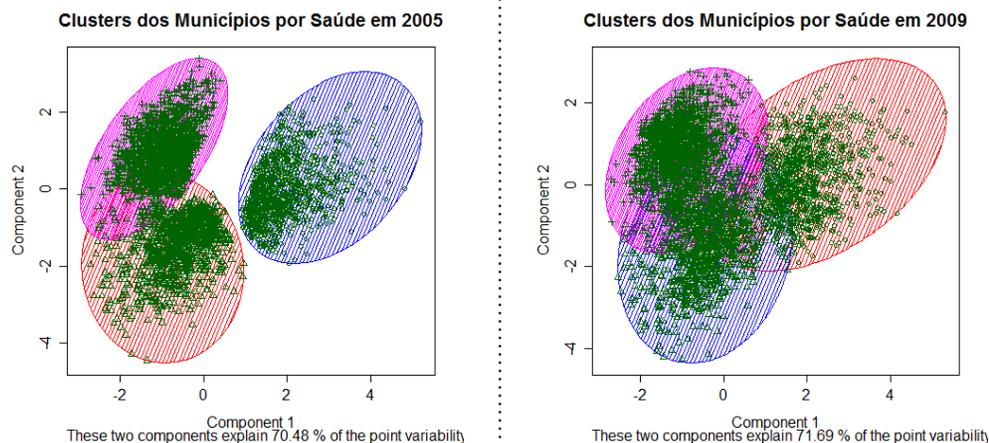


Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 3 – *CLUSTERS* POR EDUCAÇÃO EM 2005 E 2009

Pode-se verificar na Figura 3, à esquerda, que o processo de *clustering* foi bem-sucedido em agrupar os municípios em três conjuntos distintos e bem definidos. Ao se manter a mesma divisão sobre os dados das variáveis exógenas em 2009, verificou-se que os conjuntos já não são mais tão distintos entre si, evidenciando a provável migração de municípios de um *cluster* para outro, no caso de ser reaplicada a técnica *k-means* sobre os dados atualizados. Entretanto, para efeitos de comparabilidade, será mantida fixa a atribuição dos municípios aos seus respectivos *clusters* ao longo de ambos os períodos.

Na Figura 4, ao ser considerada a divisão dos municípios levando em consideração as variáveis exógenas para a saúde, a distinção entre os três grupos é um pouco menos nítida. Esse resultado é esperado, uma vez que a variável que difere um processo de *clustering* do outro (a substituição de PC\_MAT\_MUN, no caso da educação, por PC\_MED\_MUN, no caso da saúde) possuía uma carga média sobre um fator de baixo poder explicativo da variância, conforme visto na seção anterior. Além, disso, observa-se novamente o fenômeno que ocorre ao serem comparados os resultados para 2005 e 2009.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 4 – CLUSTERS POR SAÚDE EM 2005 E 2009

#### 4.5.4 Detecção e Eliminação de Outliers

Considerando a divisão em *clusters* obtida na seção anterior, o próximo passo consiste na detecção e na eliminação de possíveis *outliers*. Para tanto, considera-se, para análise, cada *cluster* de cada área no ano de 2005 de forma separada. Em cada um desses casos, calculam-se as distâncias de Mahalanobis<sup>11</sup> de todos os pontos (em nosso caso, municípios) e elimina-se o 99º percentil de pontos com os maiores valores para as distâncias calculadas. Realiza-se, então, o pareamento entre os dados de 2005 e 2009, mantendo apenas os municípios que constavam em ambos os anos e que não haviam sido considerados *outliers* em 2005. A partir desse conjunto de municípios, foram recalculadas as distâncias de Mahalanobis, dessa vez, para os dados de 2009. Finalmente, foram eliminados os pontos correspondentes às 10 maiores distâncias encontradas, tanto em 2009, como em 2005.

O processo completo produziu um universo de municípios com informações comparáveis para os anos de 2005 e de 2009, para as áreas de educação e saúde, e divididos em três *clusters* distintos, cada qual com uma quantidade de municípios, de acordo com a tabela abaixo:

11 A distância de Mahalanobis ( $D^2$ ) mede a distância de cada observação a partir da média central de todas as observações, em um espaço multidimensional, retornando um único valor, independentemente da quantidade de variáveis consideradas. Valores altos representam observações distantes da distribuição geral de observações nesse espaço multidimensional. Ao se dividir  $D^2$  pelo número de variáveis envolvidas, a distribuição se aproxima de uma distribuição  $t$ .

TABELA 4 – QUANTIDADE DE MUNICÍPIOS POR ÁREA E CLUSTER

	Clusters			Total
	1	2	3	
Educação	1.725	1.319	1.714	4.758
Saúde	1.169	1.042	1.605	3.816

Fonte: Elaboração do autor.

#### 4.5.5 Estatísticas Descritivas das Variáveis Exógenas por Cluster

Apresentam-se, nas tabelas abaixo, as estatísticas descritivas das variáveis exógenas por *cluster* em cada uma das áreas:

TABELA 5 – ESTATÍSTICAS DAS VARIÁVEIS POR CLUSTER EM EDUCAÇÃO

Cluster	Var.	log_dens_pop		log_pib_pc		pc_pib_agro		pc_mat_mun	
	Ano	2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009
C1	Mín.	-1,911	-1,680	7,636	8,048	0,015	0,035	0,017	0,056
	1Q	1,607	1,660	8,580	8,963	0,275	0,269	0,269	0,406
	2Q	2,519	2,554	8,857	9,277	0,356	0,365	0,421	0,505
	Méd.	2,276	2,320	8,862	9,284	0,371	0,367	0,423	0,518
	3Q	3,127	3,159	9,125	9,571	0,454	0,459	0,551	0,602
	Máx.	4,603	4,729	10,720	11,280	0,843	0,815	1,000	1,000
C2	Mín.	1,451	1,478	7,310	7,939	—	—	0,018	0,079
	1Q	3,658	3,693	8,806	9,178	0,019	0,017	0,251	0,393
	2Q	4,285	4,316	9,147	9,515	0,065	0,060	0,390	0,497
	Méd.	4,547	4,588	9,198	9,557	0,078	0,079	0,397	0,519
	3Q	5,202	5,245	9,560	9,899	0,124	0,122	0,524	0,624
	Máx.	9,487	9,499	11,530	11,800	0,284	0,427	1,000	1,000
C3	Mín.	-1,455	-2,577	7,096	7,628	0,020	0,014	0,195	0,211
	1Q	2,600	2,671	7,686	8,153	0,125	0,110	0,638	0,667
	2Q	3,232	3,277	7,863	8,310	0,181	0,162	0,770	0,825
	Méd.	3,209	3,253	7,904	8,350	0,197	0,177	0,750	0,789
	3Q	3,892	3,936	8,063	8,494	0,251	0,225	0,888	0,943
	Máx.	5,841	5,966	9,207	9,583	0,582	0,566	1,000	1,000

Fonte: Elaborado pelo autor.

Pode-se notar, realizando uma breve análise da Tabela 5, uma clara distinção entre as características dos municípios pertencentes a cada *cluster*. Os municípios em C2 são os municípios mais densamente povoados, de maior PIB *per capita*, em que a agropecuária representa uma pequena fração do PIB e em que as escolas públicas municipais atendem em torno de 40% do total de alunos – esse grupo será chamado de “central”. Já os municípios em C1 são pouco densamente povoados e a agropecuária responde por uma parcela significativa do PIB municipal, com níveis de PIB *per capita* ligeiramente inferiores e participação das escolas públicas municipais semelhantes aos municípios em C2 – esse grupo será chamado de “rural”. Os municípios em C3, contudo, são bastante diferenciados dos outros dois grupos: possuem densidade populacional e participação da agropecuária com valores intermediários em relação aos outros grupos, mas apresentam os menores níveis de PIB *per capita* enquanto suas escolas públicas atendem em torno de 80% do total de alunos, ou seja, o dobro da participação observada nos grupos C1 e C2 – chamaremos esse grupo de “intermediário”.

TABELA 6 – ESTATÍSTICAS DAS VARIÁVEIS POR CLUSTER EM SAÚDE

Cluster	Var.	log_dens_pop		log_pib_pc		pc_pib_agro		pc_med_mun	
	Ano	2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009
C1	Min.	-1,911	-1,680	7,596	7,956	0,033	0,043	0,006	0,003
	1Q	1,458	1,512	8,607	8,973	0,306	0,289	0,133	0,275
	2Q	<b>2,421</b>	<b>2,462</b>	<b>8,870</b>	<b>9,282</b>	<b>0,378</b>	<b>0,376</b>	<b>0,346</b>	<b>0,571</b>
	Méd.	2,193	2,239	8,874	9,280	0,391	0,380	0,411	0,555
	3Q	3,062	3,114	9,130	9,570	0,467	0,465	0,612	0,849
	Máx.	4,577	4,667	10,620	10,870	0,843	0,815	1,000	1,000
C2	Min.	1,451	1,478	7,821	8,140	—	—	0,001	0,003
	1Q	3,687	3,713	8,880	9,242	0,015	0,014	0,110	0,257
	2Q	<b>4,387</b>	<b>4,442</b>	<b>9,194</b>	<b>9,562</b>	<b>0,053</b>	<b>0,050</b>	<b>0,275</b>	<b>0,434</b>
	Méd.	4,644	4,685	9,245	9,594	0,071	0,073	0,320	0,450
	3Q	5,320	5,348	9,578	9,925	0,115	0,113	0,474	0,627
	Máx.	9,445	9,466	11,220	11,420	0,318	0,427	1,000	1,000

CONTINUA

CONTINUAÇÃO -

Cluster	Var.	log_dens_pop		log_pib_pc		pc_pib_agro		pc_med_mun	
	Ano	2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009
C3	Mín.	-1,337	-1,573	7,096	7,628	0,003	0,004	0,007	0,011
	1Q	2,725	2,761	7,710	8,179	0,126	0,111	0,250	0,512
	2Q	<b>3,282</b>	<b>3,314</b>	<b>7,908</b>	<b>8,346</b>	<b>0,182</b>	<b>0,163</b>	<b>0,527</b>	<b>0,714</b>
	Méd.	3,271	3,310	7,979	8,428	0,188	0,173	0,536	0,685
	3Q	3,887	3,936	8,175	8,607	0,244	0,224	0,808	0,961
	Máx.	6,740	6,741	9,318	9,709	0,474	0,532	1,000	1,000

Fonte: Elaboração do autor.

No caso da saúde, as características de C1, C2 e C3 elencadas na análise relativa à educação permanecem válidas, embora a diferença nas participações dos estabelecimentos de saúde pública municipais entre os grupos seja mais distinta e menos desigual que no caso das escolas.

A Tabela 7 resume as características dos *clusters* em relação às variáveis consideradas:

TABELA 7 – RESUMO DAS CARACTERÍSTICAS DOS CLUSTERS

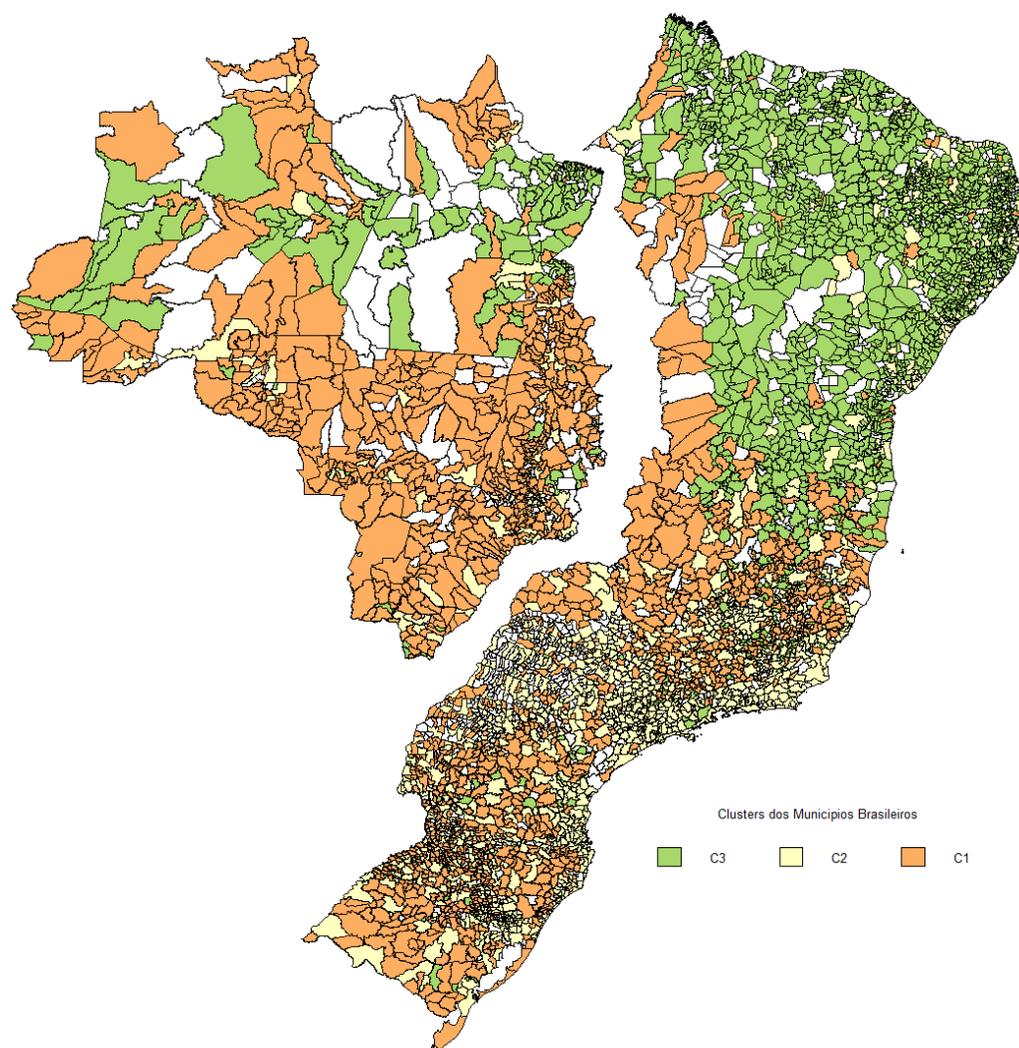
Cluster	log_dens_pop	log_pib_pc	pc_pib_agro	pc_mat_mun	pc_med_mun	Denominação
<b>C1</b>	BAIXO	MÉDIO	ALTO	MÉDIO	MÉDIO	RURAL
<b>C2</b>	ALTO	ALTO	BAIXO	BAIXO	BAIXO	CENTRAL
<b>C3</b>	MÉDIO	BAIXO	MÉDIO	ALTO	ALTO	INTERMEDIÁRIO

Fonte: Elaboração do autor.

#### 4.5.6 Distribuição Geográfica dos Clusters

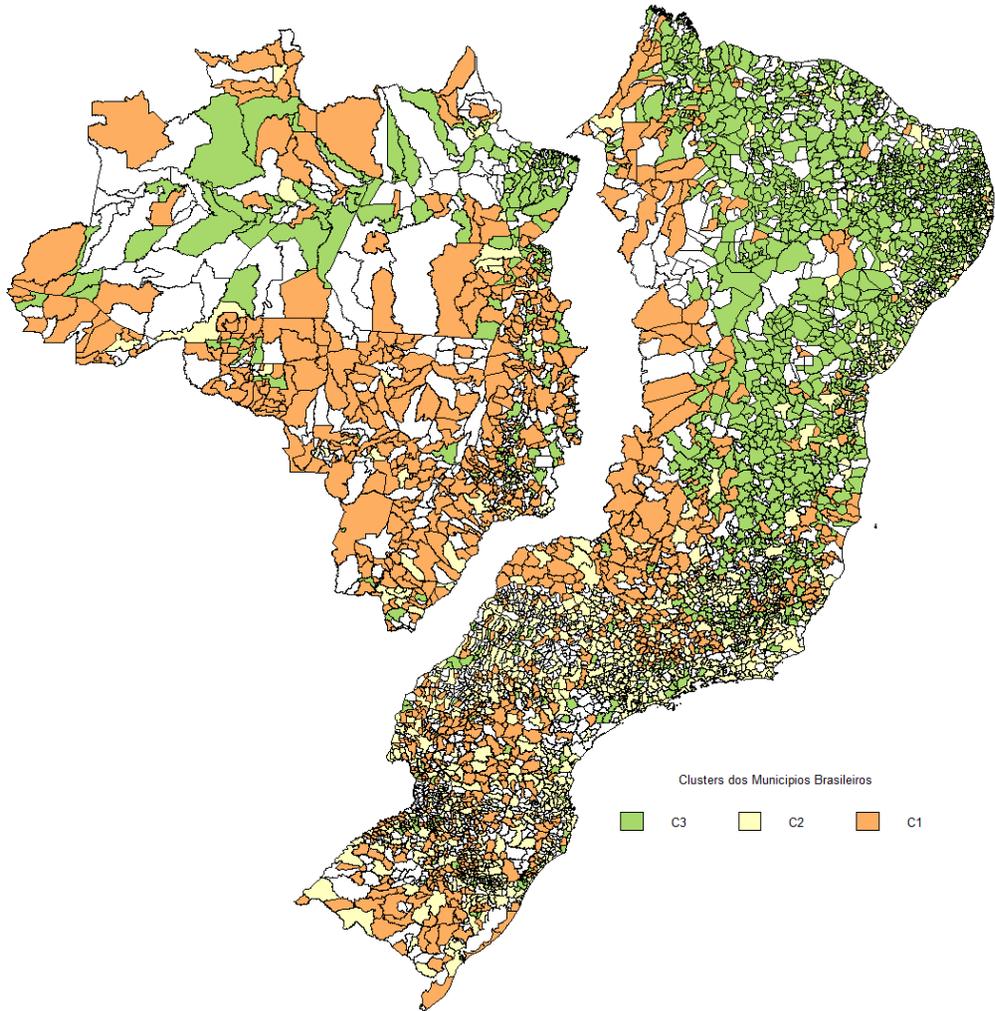
Apresenta-se nas Figuras 5 e 6 o mapa do Brasil, em sua divisão territorial por municípios, no qual cada cor representa o respectivo *cluster* ao qual o município pertence, considerando os *clusters* em educação e saúde, respectivamente. Os municípios em branco são aqueles eliminados durante o processo de filtragem e remoção de *outliers*. As regiões Norte e Centro-Oeste foram destacadas e desenhadas em uma escala diferente das demais para melhorar a visualização dos municípios com pequenas extensões territoriais.

Como pode ser observado em ambos os mapas, os municípios pertencentes ao *cluster* "central" se concentram, em sua maioria, nas regiões Sul e Sudeste, e na região costeira do Nordeste. Já os municípios do *cluster* "rural" dominam as regiões Centro-Oeste, Norte e parte significativa do interior das regiões Sul e Sudeste. O *cluster* "intermediário", por sua vez, é característico da absoluta maioria dos municípios situados na Região nordeste.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 5 – MAPA DOS MUNICÍPIOS POR CLUSTERS EM EDUCAÇÃO



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 6 – MAPA DOS MUNICÍPIOS POR *CLUSTERS* EM SAÚDE

#### 4.6 *Estimação da Eficiência na Gestão Pública Municipal*

Controladas as variáveis exógenas por meio do processo de *clustering*, volta-se a atenção para a abordagem DEA propriamente dita. Já se sabe que nossos produtos ou resultados são os índices de desenvolvimento humano calculados pela FIRJAN, quais sejam: o IFDM Educação e o IFDM Saúde. Resta, portanto, definir os insumos apropriados sobre os quais o gestor público tem ingerência e que nos permitirão calcular os escores de eficiência.

No presente trabalho, são considerados, para cada produto, três insumos distintos que representam as dimensões financeira, de infraestrutura e de recursos humanos sobre as quais o poder público oferta serviços de educação e saúde.

#### 4.6.1 Educação

##### 4.6.1.1 Insumos

Os indicadores de insumo considerados para a estimação dos escores de eficiência em educação são:

- Valor da despesa orçamentária na função educação por matrícula no ensino fundamental em escolas públicas municipais (**LOG\_DSP\_EDU\_MAT**): o insumo financeiro é o mais utilizado nesse tipo de análise e a despesa orçamentária geralmente é utilizada na forma *per capita*. Porém, dadas as possíveis heterogeneidades na composição etária, será considerada como denominador, ao invés da população total, a quantidade de matrículas no ensino fundamental;
- Quantidade de escolas públicas municipais de ensino fundamental por quilômetro quadrado no município (**QT\_ESC\_MUN\_KM2**): o insumo de infraestrutura é representado pela distribuição geográfica das escolas na área do município, um fator importante na oferta de serviços de educação, dado o obstáculo representado pelo acesso físico à escola; e
- Escolaridade média (em anos) dos professores do ensino fundamental de escolas públicas municipais (**QT\_ANOS\_INSTR\_PROF**): o insumo de recursos humanos é representado pela qualificação média do corpo docente responsável pelo ensino fundamental.

Da mesma forma que na Seção 4.5.2, foi realizada uma análise de fatores sobre os insumos para cada um dos *clusters*, obtendo os resultados abaixo:

TABELA 8 – ANÁLISE DE FATORES PARA INSUMOS DE EDUCAÇÃO (2005)

<i>Cluster</i>	Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3
RURAL	log_dsp_edu_mat	0,00	0,00	0,39
	qt_esc_mun_km2	0,00	0,41	0,00
	qt_anos_instr_prof	0,44	0,00	0,00
	Prop. Variância Explicada	38%	32%	29%

CONTINUA

CONTINUAÇÃO

<i>Cluster</i>	<b>Variáveis</b>	<b>Fator 1</b>	<b>Fator 2</b>	<b>Fator 3</b>
<b>CENTRAL</b>	log_dsp_edu_mat	0,75	0,00	0,00
	qt_esc_mun_km2	0,00	0,58	0,00
	qt_anos_instr_prof	0,00	0,00	0,36
	Prop. Variância Explicada	55%	33%	12%
<b>INTERMED.</b>	log_dsp_edu_mat	0,00	0,00	0,82
	qt_esc_mun_km2	0,00	0,86	0,00
	qt_anos_instr_prof	0,86	0,00	0,00
	Prop. Variância Explicada	35%	34%	31%

Fonte: Elaboração do autor.

Na Tabela 8, verifica-se que nem todas as variáveis possuem cargas elevadas sobre os fatores, mas a maioria dos fatores possui uma elevada proporção de explicação da variância dos dados.

Além disso, foram calculadas também as estatísticas descritivas dos insumos por *cluster*, segundo a Tabela 9.

TABELA 9 – ESTATÍSTICAS DOS INSUMOS POR CLUSTER EM EDUCAÇÃO

<i>Cluster</i>	<b>Insumo</b>	<b>log_dsp_edu_mat</b>		<b>qt_esc_mun_km2</b>		<b>qt_anos_instr_prof</b>	
	<b>Ano</b>	<b>2005</b>	<b>2009</b>	<b>2005</b>	<b>2009</b>	<b>2005</b>	<b>2009</b>
<b>RURAL</b>	Mín.	6,281	7,235	0,0001	0,0001	6,375	8,800
	1Q	7,790	8,264	0,0031	0,0032	11,970	13,210
	<b>2Q</b>	<b>8,101</b>	<b>8,478</b>	<b>0,0074</b>	<b>0,0077</b>	<b>13,000</b>	<b>14,060</b>
	Méd.	8,261	8,543	0,0136	0,0126	12,940	13,800
	3Q	8,616	8,763	0,0166	0,0155	13,940	14,600
	Máx.	11,340	10,550	0,3148	0,3410	15,000	15,000
<b>CENTRAL</b>	Mín.	6,240	7,441	0,0010	0,0012	8,200	11,010
	1Q	7,804	8,237	0,0107	0,0145	13,000	13,960
	<b>2Q</b>	<b>8,160</b>	<b>8,474</b>	<b>0,0250</b>	<b>0,0288</b>	<b>13,770</b>	<b>14,450</b>
	Méd.	8,277	8,501	0,0579	0,0734	13,600	14,250
	3Q	8,665	8,724	0,0609	0,0656	14,350	14,750
	Máx.	10,930	10,110	1,0220	2,2590	15,000	15,000

CONTINUA

CONTINUAÇÃO -

Cluster	Insumo	log_dsp_edu_mat		qt_esc_mun_km2		qt_anos_instr_prof	
	Ano	2005	2009	2005	2009	2005	2009
INTERMED.	Min.	6,219	7,149	0,0004	0,0004	8,000	10,330
	1Q	6,966	7,733	0,0218	0,0201	11,480	12,400
	2Q	<b>7,132</b>	<b>7,879</b>	<b>0,0452</b>	<b>0,0427</b>	<b>12,260</b>	<b>13,390</b>
	Méd.	7,195	7,924	0,0616	0,0584	12,370	13,220
	3Q	7,377	8,067	0,0830	0,0785	13,180	14,110
	Máx.	8,400	9,028	0,4006	0,3817	15,000	15,000

Fonte: Elaboração do autor.

De acordo com a Tabela 9, verifica-se que o *cluster* "intermediário" possui um nível de despesa orçamentária por matrícula inferior aos demais, ao mesmo tempo em que dispõe da mais densa distribuição de escolas públicas municipais em seu território. Dado que esses municípios atendem, aproximadamente, 80% das matrículas do ensino fundamental (vide Tabela 5), é natural que existam mais escolas e que os recursos orçamentários, divididos por uma base maior de alunos, resultem em um valor por matrícula inferior. A qualificação dos professores desses municípios, por sua vez, é ligeiramente inferior àquela dos demais.

#### 4.6.1.2 Produto

Como visto anteriormente, o produto considerado é o IFDM Educação, pelas razões já elencadas na Seção 4.3. Apresentam-se, então, as estatísticas descritivas do produto por *clusters*, conforme a tabela abaixo:

TABELA 10 – ESTATÍSTICAS DO PRODUTO POR CLUSTER EM EDUCAÇÃO

Cluster	RURAL		CENTRAL		INTERMED.	
	2005	2009	2005	2009	2005	2009
Min.	0,187	0,342	0,276	0,363	0,137	0,236
1Q	0,526	0,633	0,611	0,682	0,358	0,484
2Q	<b>0,607</b>	<b>0,695</b>	<b>0,696</b>	<b>0,759</b>	<b>0,439</b>	<b>0,557</b>
Méd.	0,600	0,689	0,691	0,747	0,440	0,556
3Q	0,682	0,755	0,778	0,819	0,515	0,626
Máx.	0,989	0,964	0,973	0,997	0,873	0,917

Fonte: Elaboração do autor.

As estatísticas indicam que os municípios do *cluster* "intermediário" apresentam os piores níveis do IFDM Educação, de tal forma que os valores de seu 3º quartil são inferiores aos do 1º quartil dos outros dois *clusters*. Ainda assim, a diferença das medianas entre o "intermediário" e o "central" reduziu-se de 0,257 para 0,202 no período de 2005 a 2009, indicando uma tendência de diminuição da heterogeneidade entre os *clusters*.

#### 4.6.1.3 Resultados

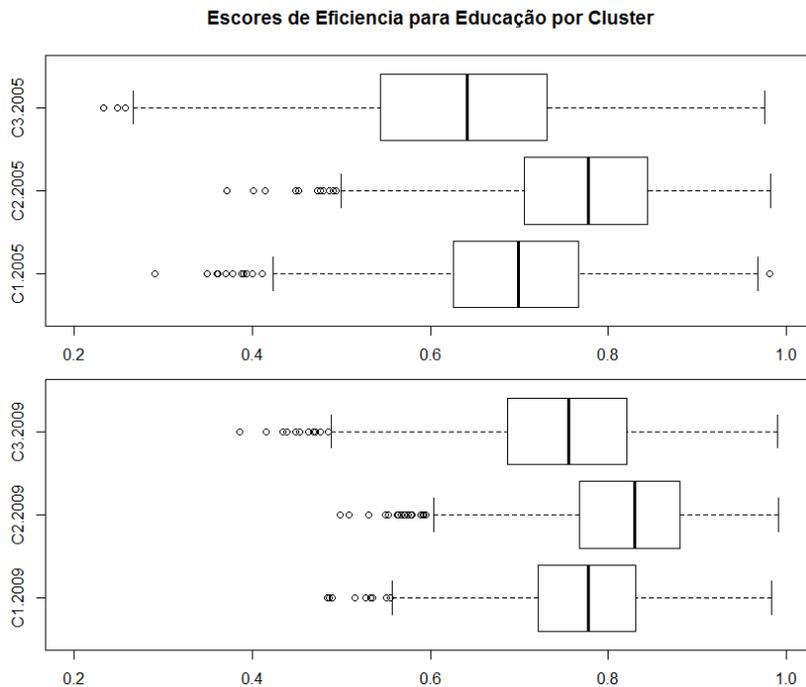
A partir da definição dos insumos e produtos, aplica-se a abordagem DEA com *bootstrap*, considerando 2.000 simulações, de acordo com a metodologia descrita na Seção 4.2, a fim de obter os escores de eficiência corrigidos pelo viés. Os resultados são apresentados na tabela e nos gráficos *boxplot*<sup>12</sup> abaixo:

TABELA 11 – ESTATÍSTICAS DOS ESCORES DE EFICIÊNCIA EM EDUCAÇÃO POR CLUSTER

Educação									
Clust	RURAL		CENTRAL		INTERMED.		Diferença		
Ano	2005	2009	2005	2009	2005	2009	RUR	GEN	INT
Mín.	0,2902	0,4837	0,3714	0,4988	0,2335	0,3859	-0,2852	-0,2339	-0,2455
1Q	0,6261	0,7208	0,7052	0,7669	0,5445	0,6867	0,0257	0,0039	0,0512
2Q	<b>0,6987</b>	<b>0,7778</b>	<b>0,7773</b>	<b>0,8294</b>	<b>0,6409</b>	<b>0,7555</b>	<b>0,0793</b>	<b>0,0412</b>	<b>0,1128</b>
Méd.	0,6929	0,7755	0,7718	0,8186	0,6367	0,7519	0,0827	0,0467	0,1153
3Q	0,7663	0,8307	0,8441	0,8804	0,7314	0,8209	0,1412	0,0866	0,1784
Máx.	0,9809	0,9826	0,9815	0,9909	0,9752	0,9901	0,4826	0,3839	0,4588

Fonte: Elaboração do autor.

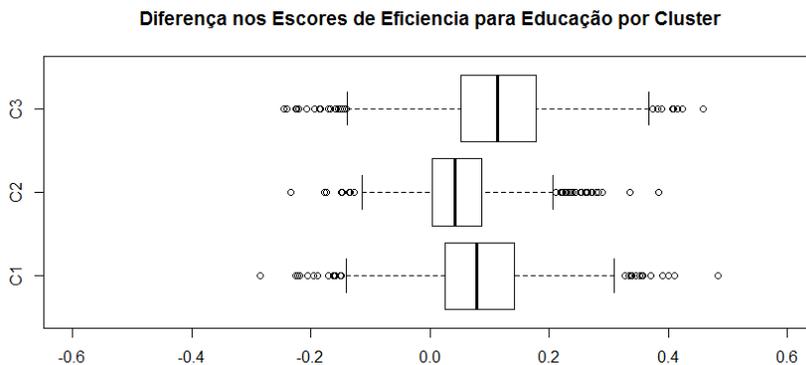
12 O gráfico *boxplot* é uma representação gráfica da distribuição de dados de uma variável dividida em diferentes grupos. Em sua versão horizontal, apresentada aqui, os quartis superior e inferior formam os limites direito e esquerdo do retângulo. Assim, o retângulo contém 50% dos dados e, portanto, quanto mais largo ele for, maior a dispersão dos dados. A mediana é representada pela linha sólida dentro do retângulo. As linhas que se estendem para fora (os "pavios") representam as maiores e menores observações cuja distâncias ao retângulo são inferiores a faixa de um quartil. Os pontos desenhados além dos "pavios" representam valores extremos.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 7 – *BOXPLOT* DOS ESCORES PARA EDUCAÇÃO POR *CLUSTER* EM 2005 E 2009

Nas figuras anteriores, percebe-se que, em termos dos escores de eficiência estimados, a desvantagem dos municípios do *cluster* "intermediário" (C3, na figura) em relação aos demais é menor que aquela observada ao se considerar diretamente o IFDM Educação. Esse resultado é esperado, dada a relativização dos insumos em razão das variáveis exógenas consideradas no processo de *clustering*.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 8 – *BOXPLOT* DA DIFERENÇA NOS ESCORES (2009/2005) PARA EDUCAÇÃO POR *CLUSTER*

Mais ainda, observa-se que as estatísticas dos escores de eficiência do *cluster* "intermediário" (C3, na figura), entre 2005 e 2009, melhoraram a ponto de se tornarem equivalentes àquelas do *cluster* "rural" e esses, em conjunto, diminuíram a diferença em relação ao *cluster* "central".

São apresentados, então, os escores de eficiência médios por Estado, considerados por *cluster* e, em sua totalidade, para os anos de 2005 e 2009:

TABELA 12 – ESCORES DE EFICIÊNCIA MÉDIOS POR UF E CLUSTER EM EDUCAÇÃO

UF	Total Mun.	Mun. Edu.	%	RUR	CEN	INT	RURAL		CENTRAL		INTERMED		Total	
							2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009
AC	22	19	86	17	1	1	0,48	0,69	0,59	0,78	0,41	0,73	0,48	0,69
AL	102	90	88	0	8	82	n.d.	n.d.	0,57	0,69	0,50	0,67	0,51	0,67
AM	62	50	81	22	1	27	0,58	0,71	0,64	0,71	0,58	0,73	0,58	0,72
AP	16	14	88	12	2	0	0,75	0,73	0,69	0,67	n.d.	n.d.	0,74	0,72
BA	417	360	86	20	37	303	0,52	0,64	0,61	0,70	0,53	0,71	0,54	0,71
CE	184	163	89	1	12	150	0,63	0,83	0,77	0,87	0,77	0,85	0,77	0,85
ES	78	72	92	37	29	6	0,69	0,82	0,72	0,82	0,76	0,85	0,71	0,82
GO	246	198	80	150	37	11	0,70	0,79	0,73	0,80	0,76	0,84	0,71	0,79
MA	217	175	81	19	4	152	0,61	0,73	0,81	0,85	0,67	0,81	0,67	0,80
MG	853	767	90	394	216	157	0,67	0,79	0,76	0,83	0,72	0,82	0,71	0,81
MS	78	76	97	60	11	5	0,71	0,75	0,74	0,80	0,75	0,76	0,71	0,76
MT	141	119	84	109	9	1	0,64	0,77	0,65	0,82	0,81	0,90	0,64	0,77
PA	143	110	77	17	10	83	0,54	0,69	0,69	0,77	0,61	0,74	0,61	0,73
PB	223	202	91	3	16	183	0,50	0,62	0,62	0,67	0,61	0,69	0,61	0,69
PE	185	179	97	2	31	146	0,57	0,70	0,63	0,72	0,64	0,74	0,64	0,74
PI	224	188	84	9	3	176	0,61	0,71	0,67	0,83	0,63	0,74	0,63	0,74
PR	399	317	79	180	126	11	0,72	0,80	0,76	0,83	0,83	0,86	0,74	0,81
RJ	92	83	90	3	80	0	0,73	0,81	0,73	0,77	n.d.	n.d.	0,73	0,77
RN	167	151	90	3	22	126	0,48	0,66	0,65	0,70	0,67	0,75	0,66	0,74
RO	52	48	92	40	6	2	0,65	0,72	0,77	0,78	0,67	0,73	0,66	0,73
RR	15	14	93	12	1	1	0,73	0,70	0,83	0,72	0,86	0,79	0,74	0,71
RS	496	469	95	288	172	9	0,70	0,74	0,74	0,78	0,72	0,77	0,72	0,75

CONTINUA •

CONTINUAÇÃO •

UF	Total Mun.	Mun. Edu.	%	RUR	CEN	INT	RURAL		CENTRAL		INTERMED		Total	
							2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009
SC	293	267	91	<b>137</b>	127	3	0,74	0,80	0,79	0,82	0,81	0,88	0,77	0,81
SE	75	73	97	0	19	<b>54</b>	n.d.	n.d.	0,65	<b>0,67</b>	0,64	0,69	0,65	0,68
SP	645	431	67	87	<b>332</b>	12	<b>0,87</b>	<b>0,90</b>	<b>0,87</b>	<b>0,90</b>	0,84	0,88	<b>0,87</b>	<b>0,90</b>
TO	139	123	88	<b>103</b>	7	13	0,68	0,75	0,81	0,84	0,71	0,79	0,69	0,76
BR	5564	4758	86	1725	1319	1714	0,69	0,78	0,77	0,82	0,64	0,75	0,69	0,78

Fonte: Elaboração do autor.

Nota: Valores em negrito indicam o *cluster* predominante para a UF; valores em vermelho, o menor valor da coluna; valores em azul, o maior valor da coluna.

Conforme a Tabela 12, verifica-se que o *cluster* “rural” contém a maioria dos municípios dos Estados do AC, AP, TO, RO, RR (Região Norte), GO, MS, MT (Região Centro-Oeste), ES, MG (Região Sudeste), PR, RS e SC (Região Sul). O *cluster* “central” por sua vez, contém a maioria dos municípios dos Estados de RJ e SP, apenas. E o *cluster* “intermediário” contém a maioria dos municípios dos Estados do AM, PA (Região Norte), AL, BA, CE, MA, PB, PE, PI, RN, SE (Região Nordeste).

Os Estados do Acre e de Alagoas apresentam os piores escores de eficiência em educação, respectivamente, em 2005 e 2009. Os maiores escores de eficiência, em ambos os períodos, pertencem ao Estado de São Paulo.

## 4.6.2 Saúde

### 4.6.2.1 Insumos

Os indicadores de insumo considerados para a estimação dos escores de eficiência em educação são:

- Valor da despesa orçamentária na função saúde por habitante (**LOG\_DSP\_SAU\_PC**): o insumo financeiro, nesse caso, é a despesa orçamentária *per capita*;
- Quantidade de estabelecimentos de saúde pública municipais por quilômetro quadrado no município (**QT\_EST\_MUN\_KM2**): o insumo de infraestrutura é representado pela distribuição geográfica dos estabelecimentos de saúde na área do município, representando, mais uma vez, a facilidade ou dificuldade de acesso ao serviço público; e

- Quantidade de médicos em estabelecimentos de saúde pública municipais por habitante (**QT\_MED\_MUN\_PC**): o insumo de recursos humanos é representado pela proporção de médicos por habitante, um indicador cujos valores recomendados são definidos pela OMS e que tem sido objeto de discussões de política pública na atualidade.

Da mesma forma que na Seção 4.5.2, realizou-se uma análise de fatores sobre os insumos para cada um dos *clusters*, obtendo os resultados abaixo:

TABELA 13 – ANÁLISE DE FATORES PARA INSUMOS DE SAÚDE (2005)

<i>Cluster</i>	<i>Variáveis</i>	<i>Fator 1</i>	<i>Fator 2</i>	<i>Fator 3</i>
RURAL	log_dsp_sau_pc	0,00	0,64	0,00
	qt_est_mun_km2	0,00	0,00	0,34
	qt_med_mun_pc	0,70	0,00	0,00
	Prop. Variância Explicada	48%	40%	11%
CENTRAL	log_dsp_sau_pc	0,00	0,93	0,00
	qt_est_mun_km2	0,00	0,00	0,85
	qt_med_mun_pc	1,00	0,00	0,00
	Prop. Variância Explicada	39%	33%	28%
INTERMED.	log_dsp_sau_pc	0,00	0,52	0,00
	qt_est_mun_km2	0,33	-0,05	0,06
	qt_med_mun_pc	0,78	0,00	0,00
	Prop. Variância Explicada	73%	27%	1%

Fonte: Elaboração do autor.

Mais uma vez, verificou-se que nem todas as variáveis possuem cargas elevadas sobre os fatores, mas a maioria dos fatores possui uma elevada proporção de explicação da variância dos dados, exceção feita ao terceiro fator para o *cluster* "intermediário".

Além disso, foram calculadas também as estatísticas descritivas dos insumos por *cluster*, conforme tabela a seguir:

TABELA 14 – ESTATÍSTICAS DOS INSUMOS POR *CLUSTER* EM SAÚDE

<i>Cluster</i>	Insumo	log_dsp_sau_pc		qt_est_mun_km2		qt_med_mun_pc	
	Ano	2005	2009	2005	2009	2005	2009
RURAL	Min.	3,944	4,544	0,00001	0,00001	0,00003	0,00002
	1Q	5,043	5,605	0,00141	0,00184	0,00073	0,00196
	2Q	<b>5,302</b>	<b>5,823</b>	<b>0,00404</b>	<b>0,00465</b>	<b>0,00201</b>	<b>0,00424</b>
	Méd.	5,319	5,834	0,00679	0,00718	0,00257	0,00436
	3Q	5,585	6,057	0,00932	0,00995	0,00377	0,00615
	Máx.	6,626	7,196	0,06776	0,06776	0,01533	0,01958
CENTRAL	Min.	3,521	4,507	0,00025	0,00029	0,00001	0,00002
	1Q	4,907	5,481	0,00785	0,01180	0,00058	0,00186
	2Q	<b>5,182</b>	<b>5,740</b>	<b>0,01894</b>	<b>0,02638</b>	<b>0,00156</b>	<b>0,00335</b>
	Méd.	5,197	5,749	0,05367	0,07302	0,00198	0,00350
	3Q	5,462	5,971	0,04495	0,05984	0,00296	0,00481
	Máx.	6,727	6,952	1,41600	2,21800	0,00935	0,01407
INTERMED.	Min.	3,511	4,276	0,00002	0,00003	0,00002	0,00006
	1Q	4,793	5,370	0,00445	0,00612	0,00116	0,00315
	2Q	<b>5,026</b>	<b>5,548</b>	<b>0,00960</b>	<b>0,01282</b>	<b>0,00256</b>	<b>0,00436</b>
	Méd.	5,024	5,566	0,01690	0,02176	0,00283	0,00449
	3Q	5,258	5,736	0,01963	0,02612	0,00416	0,00567
	Máx.	6,249	6,775	0,39220	0,26040	0,01149	0,01379

Fonte: Elaboração do autor.

Verificou-se, analisando a Tabela 14, que a despesa orçamentária *per capita* em saúde é mais homogênea ao longo dos *clusters* do que era a despesa orçamentária por matrícula em educação. A diferença na distribuição geográfica dos estabelecimentos de saúde municipais, contudo, acompanha a diferença na densidade populacional. Já a proporção de médicos por habitante guarda relação inversa ao nível do PIB *per capita*, isto é, nos municípios mais pobres, o setor público municipal oferta uma maior quantidade de médicos em proporção a sua população.

#### 4.6.2.2 Produto

Como visto anteriormente, o produto considerado é o IFDM Saúde, pelas razões já elencadas na Seção 4.3. Apresentam-se, então, as estatísticas descritivas do produto por *clusters*, de acordo com a Tabela 15:

TABELA 15 – ESTATÍSTICAS DO PRODUTO POR CLUSTER EM SAÚDE

Cluster	RURAL		CENTRAL		INTERMED.	
	2005	2009	2005	2009	2005	2009
Mín.	0,075	0,201	0,105	0,245	0,045	0,090
1Q	0,527	0,589	0,651	0,712	0,319	0,460
<b>2Q</b>	<b>0,649</b>	<b>0,711</b>	<b>0,752</b>	<b>0,787</b>	<b>0,414</b>	<b>0,563</b>
Méd.	0,630	0,688	0,725	0,770	0,439	0,565
3Q	0,759	0,807	0,819	0,850	0,543	0,681
Máx.	0,989	1,000	0,975	0,991	0,948	0,938

Fonte: Elaboração do autor.

As estatísticas indicam que, novamente, os municípios do *cluster* "intermediário" apresentam os piores níveis para o indicador de produto, no caso, o IFDM Saúde. Mas, assim como ocorreu no IFDM Educação, a diferença das medianas entre o "intermediário" e o "central" reduziu-se de 0,338 para 0,224 no período de 2005 a 2009, indicando, no caso da saúde, uma tendência ainda mais forte de diminuição da heterogeneidade entre os *clusters*.

#### 4.6.2.3 Resultados

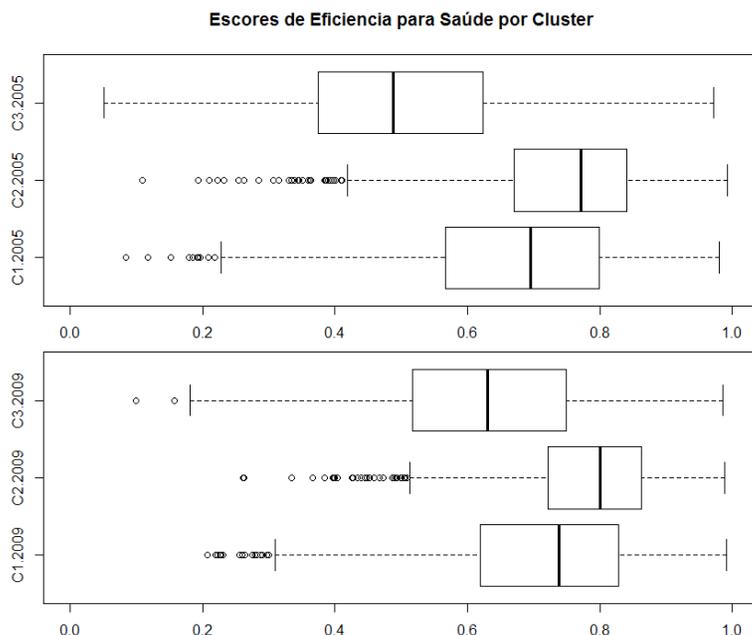
A partir da definição dos insumos e produtos, foi aplicada a abordagem DEA com *bootstrap*, considerando 2.000 simulações, em conformidade com a metodologia descrita na Seção 4.2, a fim de obter os escores de eficiência corrigidos pelo viés. Os resultados são mostrados na tabela e nos gráficos *boxplot* abaixo:

TABELA 16 – ESTATÍSTICAS DOS ESCORES DE EFICIÊNCIA EM SAÚDE POR CLUSTER

Saúde									
Clust	RURAL		CENTRAL		INTERMED.		Diferença		
	2005	2009	2005	2009	2005	2009	RURAL	CENT	INTER
Mín.	0,0845	0,2077	0,1087	0,2607	0,0507	0,0992	-0,4337	-0,5425	-0,5243
1Q	0,5670	0,6198	0,6707	0,7223	0,3745	0,5171	-0,0241	-0,0069	0,0292
<b>2Q</b>	<b>0,6951</b>	<b>0,7383</b>	<b>0,7719</b>	<b>0,8005</b>	<b>0,4878</b>	<b>0,6303</b>	<b>0,0412</b>	<b>0,0298</b>	<b>0,1198</b>
Méd.	0,6705	0,7135	0,7458	0,7839	0,5078	0,6283	0,0429	0,0382	0,1205
3Q	0,7995	0,8278	0,8410	0,8621	0,6240	0,7494	0,1071	0,0773	0,2124
Máx.	0,9808	0,9917	0,9926	0,9883	0,9720	0,9858	0,4661	0,4095	0,5468

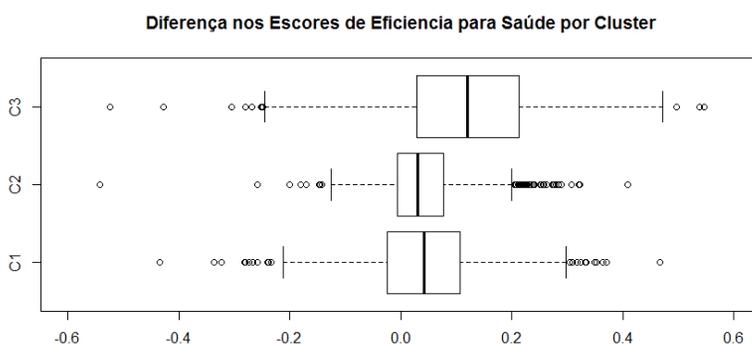
Fonte: Elaboração do autor.

Pelos figuras seguintes, nota-se que, também na saúde, em termos dos escores de eficiência estimados, a desvantagem dos municípios do *cluster* "intermediário" (C3, na figura) em relação aos demais é menor que aquela observada ao se considerar diretamente o respectivo IFDM. Esse resultado é esperado, dada a relativização dos insumos em razão das variáveis exógenas consideradas no processo de *clustering*.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 9 – BOXPLOT DOS ESCORES PARA SAÚDE POR CLUSTER EM 2005 E 2009



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 10 – BOXPLOT DA DIFERENÇA NOS ESCORES (2009/2005) PARA SAÚDE POR CLUSTER

Embora os municípios no *cluster* "intermediário" (C3, na figura) tenham avançado mais rapidamente que os demais, ainda resta uma grande diferença a ser

reduzida até que os escores de eficiência sejam equivalente aos do *cluster* “rural”, como verificado na educação.

A seguir, são apresentados, então, os escores de eficiência médios por Estado, considerado por *cluster* e em sua totalidade, para os anos de 2005 e 2009:

TABELA 17 – ESCORES DE EFICIÊNCIA MÉDIOS POR UF E *CLUSTER* EM SAÚDE

UF	Total Mun.	Mun. Saú.	%	RUR	CEN	INT	RURAL		CENTRAL		INTERMED		Total	
							2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009
AC	22	15	68	<b>13</b>	1	1	0,49	0,52	0,62	0,75	0,51	0,60	0,50	0,54
AL	102	80	78	2	12	<b>66</b>	0,45	0,57	0,45	0,59	0,46	0,59	0,46	0,59
AM	62	33	53	12	1	<b>20</b>	0,56	0,64	0,64	0,69	0,52	0,55	0,54	0,59
AP	16	10	63	<b>5</b>	2	3	0,58	0,64	0,62	0,61	0,53	<b>0,44</b>	0,57	0,58
BA	417	330	79	42	38	<b>250</b>	0,39	0,47	0,49	0,59	<b>0,40</b>	0,49	<b>0,41</b>	<b>0,50</b>
CE	184	116	63	2	11	<b>103</b>	0,67	0,81	0,55	0,72	0,58	0,76	0,57	0,76
ES	78	65	83	<b>26</b>	16	23	0,69	0,77	0,76	0,82	0,72	0,75	0,72	0,77
GO	246	136	55	<b>85</b>	24	27	0,71	0,73	0,77	0,80	0,72	0,76	0,72	0,74
MA	217	160	74	46	3	<b>111</b>	<b>0,37</b>	0,48	0,58	0,71	0,41	0,52	0,40	0,51
MG	853	622	73	228	154	<b>240</b>	0,66	0,71	0,71	0,75	0,58	0,63	0,64	0,69
MS	78	63	81	<b>48</b>	10	5	0,75	0,74	0,75	0,76	0,71	0,72	0,75	0,74
MT	141	84	60	<b>75</b>	7	2	0,75	0,77	0,71	0,77	0,64	0,59	0,74	0,76
PA	143	102	71	28	8	<b>66</b>	0,39	<b>0,45</b>	0,55	0,65	0,42	0,50	0,42	<b>0,50</b>
PB	223	179	80	2	8	<b>169</b>	0,43	0,73	0,64	0,71	0,48	0,64	0,49	0,64
PE	185	169	91	3	27	<b>139</b>	0,37	0,46	0,66	0,77	0,49	0,66	0,51	0,67
PI	224	142	63	7	5	<b>130</b>	0,46	0,59	<b>0,42</b>	<b>0,55</b>	0,43	0,64	0,43	0,63
PR	399	262	66	<b>141</b>	108	13	0,73	0,79	0,78	0,81	0,78	0,84	0,75	0,80
RJ	92	66	72	2	<b>61</b>	3	<b>0,81</b>	<b>0,83</b>	0,73	0,75	0,68	0,65	0,73	0,75
RN	167	108	65	3	14	<b>91</b>	0,44	0,68	0,57	0,71	0,49	0,71	0,50	0,71
RO	52	44	85	<b>36</b>	2	6	0,56	0,60	0,64	0,72	0,63	0,74	0,57	0,62
RR	15	13	87	<b>9</b>	1	3	0,64	0,65	0,75	0,77	0,73	0,75	0,67	0,68
RS	496	350	71	<b>172</b>	143	35	0,78	0,82	<b>0,83</b>	<b>0,87</b>	<b>0,82</b>	<b>0,89</b>	<b>0,81</b>	<b>0,85</b>
SC	293	154	53	56	<b>93</b>	5	0,66	0,72	0,76	0,80	0,74	0,76	0,72	0,77
SE	75	42	56	0	<b>21</b>	<b>21</b>	n.d.	n.d.	0,61	0,72	0,56	0,70	0,58	0,71
SP	645	364	56	57	<b>266</b>	41	0,78	0,76	0,81	0,81	0,76	0,77	0,80	0,80
TO	139	106	76	<b>69</b>	5	32	0,67	0,69	0,79	0,80	0,60	0,70	0,66	0,70
BR	5564	3815	69	1169	1041	1605	0,67	0,71	0,75	0,78	0,51	0,63	0,62	0,70

Obs.: valores em negrito indicam o *cluster* predominante para a UF; valores em vermelho indicam o menor valor da coluna; valores em azul indicam o maior valor da coluna.

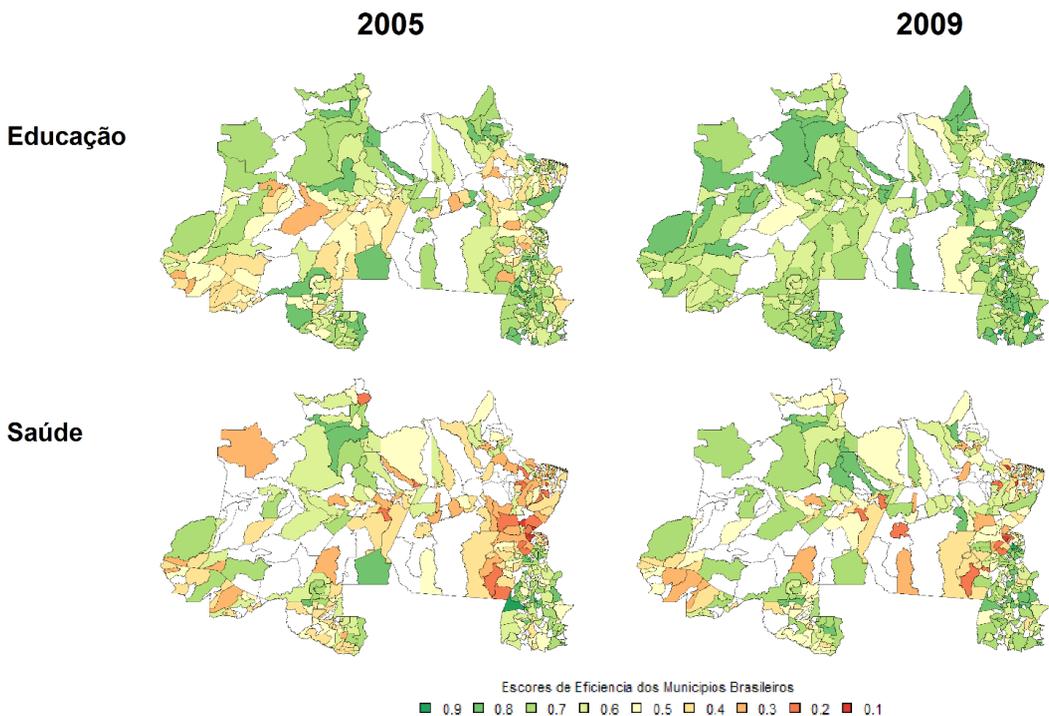
Fonte: Elaboração do autor.

Em relação aos *clusters* observados na educação, apenas três estados tiveram a maioria de seus municípios classificado de forma distinta: Minas Gerais, de “rural” para “intermediário”; Santa Catarina, de “intermediário” para “central”; e Sergipe, dividido igualmente entre “central” e “intermediário”.

Os Estados da Bahia e do Rio Grande do Sul apresentam, respectivamente, os piores e os melhores escores de eficiência em saúde para ambos os períodos.

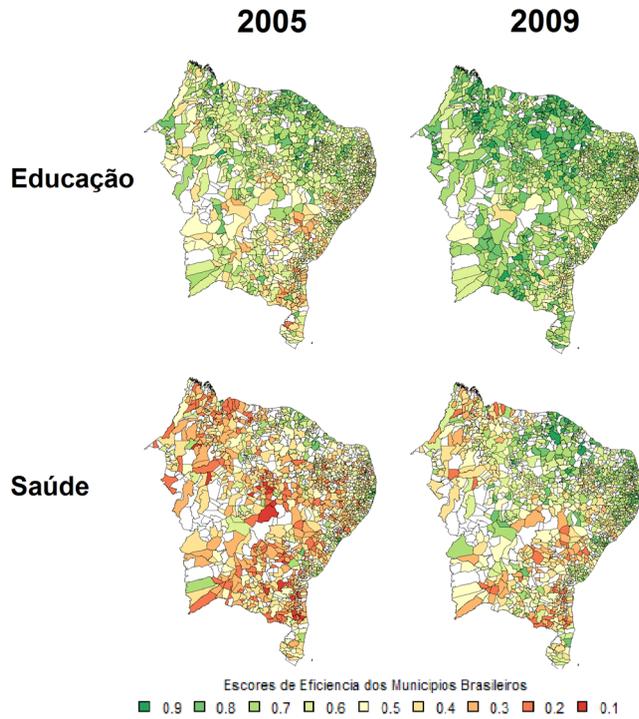
#### 4.6.3 Resultados por Regiões

Nas cinco figuras a seguir, observa-se a evolução dos escores de eficiência em Educação e Saúde entre os anos de 2005 e 2009, por região do Brasil.



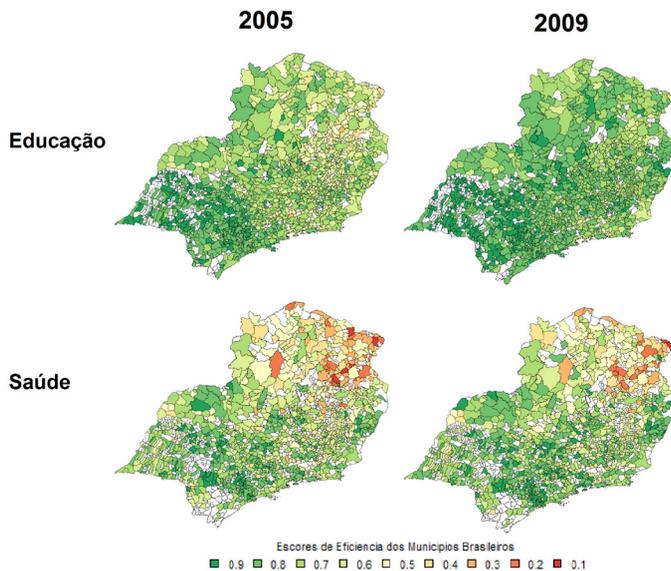
Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA11 – EVOLUÇÃO DOS ESCORES DE EFICIÊNCIA – REGIÃO NORTE



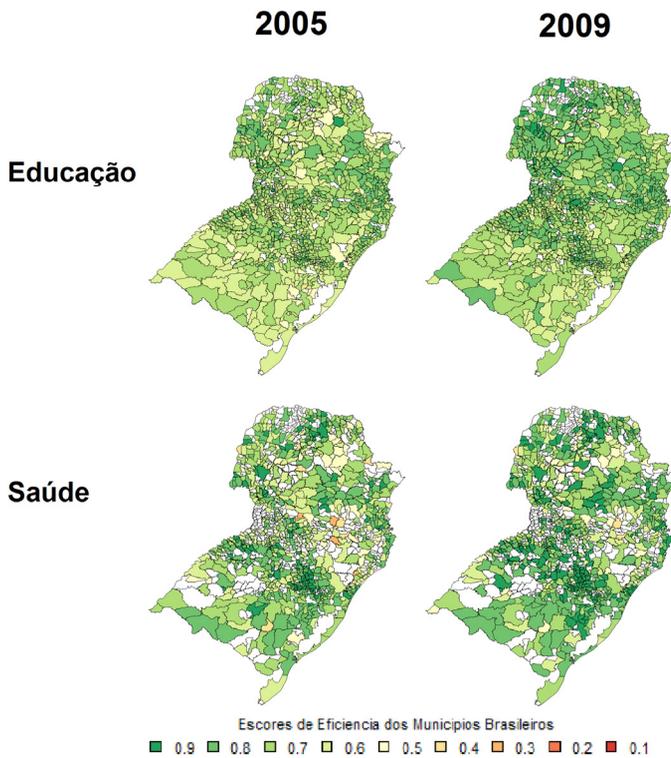
Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 12 – EVOLUÇÃO DOS ESCORES DE EFICIÊNCIA – REGIÃO NORDESTE



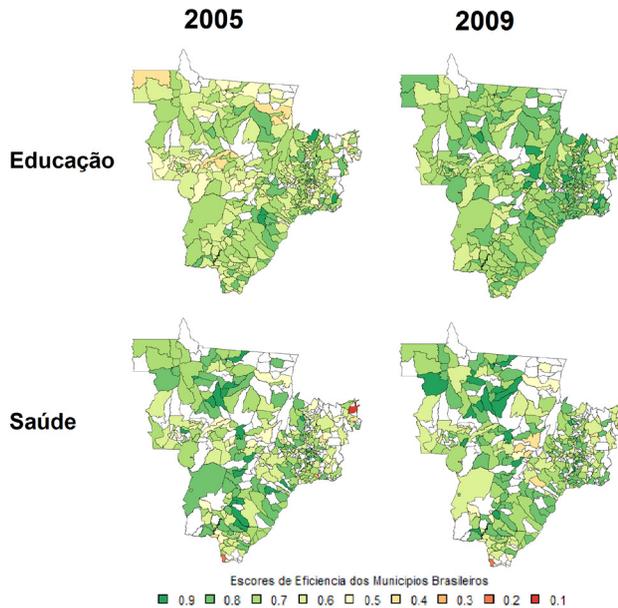
Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 13 – EVOLUÇÃO DOS ESCORES DE EFICIÊNCIA – REGIÃO SUDESTE



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 14 – EVOLUÇÃO DOS ESCORES DE EFICIÊNCIA – REGIÃO SUL



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 15 – EVOLUÇÃO DOS ESCORES DE EFICIÊNCIA – CENTRO-OESTE

## 5 Determinantes

Tendo dividido os municípios brasileiros em três grandes *clusters* a partir de um conjunto de quatro variáveis exógenas e estimado os escores de eficiência em educação e saúde para os municípios em cada um desses *clusters* nos anos de 2005 e 2009, volta-se a atenção para a estimação de modelos econométricos que permitam a investigação dos possíveis determinantes dos referidos escores de eficiência.

### 5.1 Variáveis Explicativas

Serão consideradas, inicialmente, aquelas mesmas cinco variáveis exógenas utilizadas no processo de *clustering*, quais sejam:

- PIB *per capita* (LOG\_PIB\_PC);
- Densidade populacional (LOG\_DENS\_POP);
- Proporção do valor adicionado pela agropecuária no PIB (PC\_PIB\_AGRO);
- Percentual do total de matrículas no ensino fundamental em escolas públicas municipais (PC\_MAT\_MUN); e
- Percentual do total de médicos em estabelecimentos de saúde municipais (PC\_MED\_MUN).

Além disso, dada a hipótese de que o nível de escolaridade do prefeito pode ser um dos determinantes do escore de eficiência estimado, considerou-se também essa informação em nosso modelo. Dessa forma, a partir dos dados relativos ao nível de escolaridade dos prefeitos constantes do Repositório de Dados Eleitorais do Tribunal Superior Eleitoral, a seguinte tabela foi montada.

TABELA 18 – VARIÁVEIS PARA ESCOLARIDADE DO PREFEITO

Nível de Escolaridade	Variável <i>dummy</i>	Quantidade de Anos de Instrução
Lê e Escreve	n.d.*	1
Ensino Fundamental Incompleto	EFINC	4
Ensino Fundamental Completo	EF	8
Ensino Médio Incompleto	EMINC	9,5
Ensino Médio Completo	EM	11
Ensino Superior Incompleto	SUPINC	13
Ensino Superior Completo	SUP	15

\* Não foi incluída variável *dummy* para esse nível de escolaridade, uma vez que ela se comportaria como uma constante, apresentando sempre o valor um.

Fonte: Elaboração do autor.

As estatísticas descritivas para os níveis de escolaridade, considerando os municípios por área e *cluster*, são apresentadas na Tabela 19:

TABELA 19 – QUANTIDADE DE MUNICÍPIOS POR NÍVEL DE ESCOLARIDADE DO PREFEITO

Área	Educação						Saúde					
	RURAL		CENTRAL		INTERMED		RURAL		CENTRAL		INTERMED	
Clusters												
Nível de Escolaridade	2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009	2005	2009
Lê e Escreve	25	30	2	2	68	45	16	19	0	2	56	42
Ensino Fundamental Incompleto	311	248	82	84	233	202	198	167	56	63	206	161
Ensino Fundamental Completo	207	145	96	71	153	118	129	93	65	47	148	106
Ensino Médio Incompleto	101	88	53	46	77	72	68	64	40	39	77	59
Ensino Médio Completo	403	500	248	270	424	454	286	329	193	203	391	422
Ensino Superior Incompleto	109	102	106	96	124	121	72	69	87	77	116	111
Ensino Superior Completo	531	574	703	721	595	662	381	409	578	588	572	665
Total	1687		1290		1674		1150		1019		1566	
Não Informado	48*		29*		40*		19*		22*		39*	
Qtd. Anos Instrução Médio	10,49	10,94	12,60	12,69	10,85	11,34	10,68	11,03	12,80	12,81	10,97	11,59

Nota: \*No caso de não haver informação para um dos períodos considerados, foi retirado o município de ambos os conjuntos de dados.

Fonte: Elaboração do autor.

Assim, pode-se proceder de duas formas distintas: acrescentando apenas uma variável, correspondente à quantidade de anos de instrução do prefeito (**QT\_ANOS\_INSTR**); ou acrescentando seis variáveis *dummy*,<sup>13</sup> uma para cada um dos níveis de escolaridade possíveis, no quais aquelas variáveis correspondentes aos níveis de escolaridade que o prefeito não possui assumem o valor zero e, as demais, o valor um.

Na próxima seção, portanto, estimam-se os modelos econométricos, considerando o nível de escolaridade do prefeito de ambas as formas.

Resta, então, determinar os sinais esperados para os coeficientes das variáveis explicativas elencadas até o momento. Para o nível de escolaridade do prefeito, independentemente da forma de modelagem, é razoável supor que exista um efeito positivo sobre o escore de eficiência estimado. Esse fato também vale para o nível de PIB *per capita*, visto que um nível maior de renda geralmente acompanha

13 A variável *dummy* é uma variável dicotômica que representa uma categoria de uma variável independente categórica. Qualquer variável categórica com  $k$  categorias pode ser representada por  $k-1$  variáveis *dummy*. No caso deste trabalho, há sete categorias para o nível de escolaridade e seis variáveis *dummy*. Porém, dada a hierarquia das categorias, uma vez que cada nível de escolaridade é pré-requisito para o seguinte, o valor 1 assumido pela *dummy* referente ao nível de escolaridade observado presume que as variáveis *dummy* referentes aos níveis anteriores também assumirão o valor 1.

melhores indicadores em educação e saúde, facilitando a conversão dos insumos providos pelo setor público em resultados efetivos nessas duas áreas.

A densidade populacional, por sua vez, pode ter um efeito ambíguo sobre os escores de eficiência: ao passo que grandes concentrações populacionais podem se tornar um desafio para a implementação de políticas públicas; municípios com populações esparsas em seu território podem encontrar dificuldades em prover a capilaridade adequada para os serviços públicos de educação e saúde. Essa ambiguidade do sinal esperado para o coeficiente também vale para as variáveis referentes à participação do setor público na oferta total de serviços de educação e saúde (variáveis PC\_MAT\_MUN e PC\_MED\_MUN, respectivamente), uma vez que os indicadores de resultados também dependerão da qualidade dos serviços ofertados pelas demais esferas públicas e pelo setor privado.

Por fim, uma maior participação da agropecuária na economia do município deve contribuir negativamente para o escore de eficiência estimado, tanto em educação como em saúde. Historicamente, populações rurais apresentam níveis de expectativa de vida e de escolaridade média inferiores aos de populações urbanas.

Assim, a Tabela 20 resume as considerações apresentadas nessa seção.

TABELA 20 – SINAIS ESPERADOS DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS

Variável Independente	Descrição	Sinal Esperado
LOG_DENS_POP	Logaritmo da densidade populacional	?
LOG_PIB_PC	Logaritmo do PIB per capita	+
PC_PIB_AGRO	Proporção do valor adicionado pela agropecuária no PIB	-
PC_MAT_MUN	Percentual do total de matrículas no ensino fundamental em escolas públicas municipais	?
PC_MED_MUN	Percentual do total de médicos em estabelecimentos de saúde municipais	?
QT_ANOS_INSTR	Quantidade de anos de instrução do prefeito	+
EFINC, EF, EMINC, EM, SUPINC, SUP	Dummies de valor um para os níveis de escolaridade completados pelo prefeito, e zero, caso contrário	+

Fonte: Elaboração do autor.

## 5.2 Modelo de Dados em Painel

### 5.2.1 Metodologia

Os modelos de dados em painel combinam as características dos modelos de *cross section* e dos modelos de séries temporais, considerando em sua estimação

os valores de uma ou mais variáveis para uma amostra finita de  $N$  indivíduos ao longo de um intervalo de tempo  $T$ , podendo ser divididos em três tipos: mínimos quadrados empilhados (*pooled ordinary least squares* – *POLS*), efeitos fixos (*fixed effects* – *FE*) e efeitos aleatórios (*random effects* – *RE*).

No modelo de efeitos fixos, assume-se que o efeito específico relativo a cada indivíduo não é observável e é invariante no tempo – daí decorre o termo "efeito fixo". O modelo assume a heterogeneidade dos indivíduos, permitindo que cada um possua um valor específico para o intercepto e que o termo de erro seja correlacionado às demais variáveis regressoras. A identificação da existência de efeitos fixos é realizada por um teste  $F$  ou teste de Wald. No caso deste estudo, é razoável supor que os testes indiquem a existência de um modelo de efeitos fixos, dada a heterogeneidade dos "indivíduos" – os municípios – em que as características ímpares de cada um deles seriam absorvidas pelo valor do intercepto. O teste que compara os modelos de efeitos fixos e aleatórios, indicando qual deles é o mais adequado, é o teste de Hausman. Nesse teste, se a hipótese nula for rejeitada, o modelo de efeitos fixos deve ser escolhido; e, em caso contrário, deve-se escolher o modelo de efeitos aleatórios.

No presente trabalho, foram realizados, de forma sistemática, os testes  $F$  e de Hausman para confirmar a suposição sobre a existência de efeitos fixos. Em seguida, estimaram-se os coeficientes para os modelos, considerando cada um dos *clusters* individualmente e em conjunto, para as áreas de educação e saúde e para as duas formas de modelar o nível de instrução do prefeito.

## 5.2.2 Resultados

Nessa seção, serão apresentados os resultados dos modelos econométricos estimados, bem como os testes estatísticos e os resultados correspondentes que levaram à escolha desses modelos.

### 5.2.2.1 Educação

Os resultados dos testes  $F$  e de Hausman,<sup>14</sup> para os três *clusters* de municípios, bem como para a totalidade dos mesmos, indicaram, de fato, a existência de efeitos fixos. Foi feita, então, a estimação dos modelos de efeitos fixos para educação e foram apresentados os resultados, primeiramente, considerando o nível de instrução do prefeito como uma única variável, segundo a Tabela 21.

14 Estatísticas do teste  $F$  para os *clusters* C1, C2 e C3 e para o total de municípios, respectivamente: 2,9622; 6,5297; 4,1351 e 3,8606. Para o teste de Hausman, os respectivos valores foram: 319,2963; 250,3769; 510,7371 e 1.383,0240.

TABELA 21 – ESTIMAÇÃO DOS MODELOS DE EFEITOS FIXOS PARA EDUCAÇÃO (1)

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
log_dens_pop	Coef.	<b>0,068526</b>	<b>0,064944</b>	<b>0,070650</b>	<b>0,074680</b>
	DP	0,015460	0,020995	0,020182	0,011203
	Signif.	***	**	***	***
log_pib_pc	Coef.	<b>0,137576</b>	<b>0,061272</b>	<b>0,233681</b>	<b>0,159079</b>
	DP	0,005986	0,005954	0,007064	0,003872
	Signif.	***	***	***	***
pc_pib_agro	Coef.	-0,296766	0,264237	-0,339769	-0,312072
	DP	0,029960	0,056482	0,051383	0,024095
	Signif.	***	***	***	***
pc_mat_mun	Coef.	<b>0,173427</b>	<b>0,152411</b>	<b>0,218090</b>	<b>0,146767</b>
	DP	0,012185	0,009640	0,021757	0,008336
	Signif.	***	***	***	***
qt_anos_instr	Coef.	<b>0,000234</b>	<b>0,001187</b>	<b>0,001336</b>	<b>0,001084</b>
	DP	0,000470	0,000504	0,000540	0,000313
	Signif.		*	*	***
R <sup>2</sup> ajustado		0,2144	0,1716	0,2654	0,2087

\*\*\* significativo a 0,1% \*\* significativo a 1% \* significativo a 5% ^ significativo a 10%

Fonte: Elaboração do autor.

Verificou-se, analisando os resultados das estimações, que a variável LOG\_DENS\_POP foi significativa e apresentou sinal positivo em todos os quatro modelos, com coeficientes de mesma magnitude. Esse fato reforça a hipótese de que uma população esparsa reduz a eficiência no provimento do serviço público de educação e sugerindo um efeito homogêneo sobre os diferentes *clusters*.

A variável LOG\_PIB\_PC, da mesma forma, foi significativa e apresentou o sinal positivo esperado em todos os quatro modelos. As magnitudes dos coeficientes, contudo, se mostraram muito distintas entre os diferentes *clusters*, sendo tanto maiores quanto menor o nível da própria variável (de acordo com a Tabela 5, a variável LOG\_PIB\_PC apresenta os maiores valores medianos para o "central" e os menores valores medianos para o "intermediário"). Pode-se dizer que a eficiência do gasto público em educação aumenta substancialmente com acréscimos no nível de renda em municípios muito pobres e que esse efeito diminui com acréscimos subsequentes. Esse resultado é compatível com a observação dos efeitos da pobreza sobre a capacidade cognitiva das crianças e adolescentes (causados, por exemplo, pela subnutrição), que se traduzem em piores indicadores de educação e, conseqüentemente, de eficiência do gasto público.

A variável PC\_PIB\_AGRO também foi significativa em todos os quatro modelos e, exceção feita ao *cluster* “central”, apresentou o sinal esperado, corroborando o histórico de indicadores de escolaridade inferiores apresentados por populações rurais. Embora o *cluster* “central” tenha apresentado um sinal inverso ao esperado para essa variável, deve-se lembrar de que ele é caracterizado pelas cidades com as mais altas densidades populacionais e onde a agropecuária responde, em valores medianos, por apenas 6% do total da economia do município.

A variável PC\_MAT\_MUN apresentou sinal positivo e foi significativa em todos os quatro modelos, e sua magnitude é tanto maior quanto maior a proporção de alunos atendidos em escolas públicas municipais no respectivo *cluster* (vide Tabela 5), sugerindo a existência de ganhos de escala na oferta do serviço público de educação.

Já a variável QT\_ANOS\_INSTR, relativa ao nível de escolaridade do prefeito, apresentou os menores níveis de significância e as menores magnitudes para os coeficientes, indicando a pouca importância da mesma para os níveis de eficiência da gestão municipal em educação.

Em seguida, reestimam-se os modelos, considerando as seis variáveis *dummy* para o nível de instrução do prefeito, conforme tabela abaixo:

TABELA 22 – ESTIMAÇÃO DOS MODELOS DE EFEITOS FIXOS PARA EDUCAÇÃO (2)

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
log_dens_pop	Coef.	<b>0,070038</b>	<b>0,064784</b>	<b>0,070970</b>	<b>0,075066</b>
	DP	0,015445	0,021077	0,020200	0,011205
	Signif.	***	**	***	***
log_pib_pc	Coef.	<b>0,137173</b>	<b>0,061470</b>	<b>0,233190</b>	<b>0,158936</b>
	DP	0,005996	0,005969	0,007077	0,003876
	Signif.	***	***	***	***
pc_pib_agro	Coef.	<b>-0,293197</b>	<b>0,269483</b>	<b>-0,340420</b>	<b>-0,312085</b>
	DP	0,029969	0,056903	0,051482	0,024103
	Signif.	***	***	***	***
pc_mat_mun	Coef.	<b>0,173705</b>	<b>0,152211</b>	<b>0,218220</b>	<b>0,147028</b>
	DP	0,012172	0,009659	0,021824	0,008341
	Signif.	***	***	***	***

CONTINUA

CONTINUAÇÃO

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
efinc	Coef.	<b>-0,021611</b>	<b>-0,020764</b>	<b>0,000709</b>	<b>-0,001406</b>
	DP	0,012629	0,033887	0,011792	0,008038
	Signif.	^			
ef	Coef.	<b>0,016612</b>	<b>0,008649</b>	<b>-0,000341</b>	<b>0,009242</b>
	DP	0,006425	0,007331	0,008623	0,004578
	Signif.	**			*
eminc	Coef.	<b>-0,002177</b>	<b>-0,002259</b>	<b>0,016752</b>	<b>0,005847</b>
	DP	0,008408	0,008726	0,011128	0,005862
	Signif.				
em	Coef.	<b>-0,001123</b>	<b>0,005721</b>	<b>0,001202</b>	<b>-0,000438</b>
	DP	0,007668	0,007592	0,009806	0,005227
	Signif.				
supinc	Coef.	<b>-0,006159</b>	<b>0,000669</b>	<b>-0,002946</b>	<b>-0,000691</b>
	DP	0,007463	0,005998	0,008410	0,004591
	Signif.				
sup	Coef.	<b>-0,000322</b>	<b>0,002343</b>	<b>-0,000039</b>	<b>-0,000407</b>
	DP	0,007353	0,005554	0,008448	0,004485
	Signif.				
R2 ajustado		0,2156	0,1714	0,2653	0,2088

Nota: \*\*\* significativo a 0,1% ; \*\* significativo a 1% ; \* significativo a 5% ; e ^ significativo a 10%.

Fonte: Elaboração do autor.

Aos resultados encontrados para os modelos estimados de forma alternativa, considerando as variáveis *dummy* para o nível de instrução do prefeito, pode-se tecer as mesmas considerações apresentadas para o conjunto de modelos anteriores. Entretanto, observa-se que a variável *dummy* para o nível de escolaridade referente ao ensino fundamental completo se mostrou significativa, indicando a relevância dessa escolaridade mínima para obtenção de um ganho adicional de eficiência.

### 5.2.2.2 Saúde

Os resultados dos testes F e de Hausman,<sup>15</sup> para os três *clusters* de municípios, bem como para a totalidade dos mesmos, indicaram, de fato, a existência de efeitos

15 Estatísticas do teste F para os *clusters* C1, C2 e C3 e para o total de municípios, respectivamente: 5,9367; 7,1828; 4,1442 e 4,7957. Para o teste de Hausman, os respectivos valores foram: 59,0493; 19,7168; 117,1072 e 200,5390.

fixos. Realizou-se, então, a estimação dos modelos de efeitos fixos para saúde e foram apresentados os resultados, primeiramente, considerando o nível de instrução do prefeito como uma única variável, conforme Tabela 23:

TABELA 23 – ESTIMAÇÃO DOS MODELOS DE EFEITOS FIXOS PARA SAÚDE (1)

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
log_dens_pop	Coef.	0,130595	0,141848	0,228810	0,178533
	DP	0,022024	0,029720	0,028082	0,016218
	Signif.	***	***	***	***
log_pib_pc	Coef.	0,094060	0,088277	0,263250	0,170047
	DP	0,008550	0,008161	0,009583	0,005565
	Signif.	***	***	***	***
pc_pib_agro	Coef.	-0,109732	0,386647	-0,404320	-0,220350
	DP	0,041601	0,079052	0,068288	0,034773
	Signif.	**	***	***	***
pc_med_mun	Coef.	-0,023633	-0,004622	0,010724	-0,002015
	DP	0,009666	0,009301	0,010833	0,006368
	Signif.	*			
qt_anos_instr	Coef.	0,001733	-0,000242	0,000086	0,001024
	DP	0,000667	0,000705	0,000723	0,000441
	Signif.	**			*
R2 ajustado		0,0655	0,0788	0,2200	0,1344

Nota: \*\*\* significativo a 0,1%; \*\* significativo a 1%; \* significativo a 5% ; e ^ significativo a 10%.

Fonte: Elaboração do autor.

Observa-se, analisando os resultados das estimações dos modelos para saúde, que a variável LOG\_DENS\_POP apresentou as mesmas características verificadas nos modelos para educação. Isso vale para a variável LOG\_PIB\_PC, embora exista uma maior distinção na magnitude do coeficiente estimado para o *cluster* "intermediário", sugerindo que os efeitos do acréscimo no nível de renda em municípios muito pobres têm um impacto ainda maior sobre os indicadores em saúde e sobre a eficiência do gasto público nessa área. Já na variável PC\_PIB\_AGRO, observa-se novamente o fenômeno da inversão do sinal esperado na estimativa do coeficiente para o *cluster* "central".

Contrariamente ao observado nos modelos para educação, aqueles para saúde apresentaram a maioria dos coeficientes não significativos relativos à participação do município no setor (variável PC\_MED\_MUN), exceção feita ao *cluster* “rural”. Ainda assim, os coeficientes possuem baixa magnitude, o que também ocorre com a variável QT\_ANOS\_INSTR, a qual, como nos modelos para educação, parece ter pouca importância sobre o escore de eficiência estimado para saúde.

Em seguida, reestimam-se os modelos, considerando as seis variáveis *dummy* para o nível de instrução do prefeito, de acordo com a Tabela 24.

TABELA 24 – ESTIMAÇÃO DOS MODELOS DE EFEITOS FIXOS PARA SAÚDE (2)

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
log_dens_pop	Coef.	0,131586	0,139769	0,227564	0,179325
	DP	0,022101	0,029808	0,028037	0,016227
	Signif.	***	***	***	***
log_pib_pc	Coef.	0,093966	0,089009	0,264455	0,170590
	DP	0,008584	0,008167	0,009575	0,005572
	Signif.	***	***	***	***
pc_pib_agro	Coef.	-0,111284	0,378695	-0,408570	-0,221701
	DP	0,041725	0,079485	0,068282	0,034817
	Signif.	**	***	***	***
pc_med_mun	Coef.	-0,023858	-0,004213	0,009876	-0,002355
	DP	0,009694	0,009310	0,010836	0,006375
	Signif.	*			
efinc	Coef.	0,003773	0,044652	0,002189	0,009782
	DP	0,018905	0,057612	0,015578	0,011293
	Signif.				
ef	Coef.	0,008032	0,004084	0,026914	0,015673
	DP	0,009705	0,010921	0,011426	0,006727
	Signif.			*	*
eminc	Coef.	0,006668	0,000850	-0,032252	-0,009805
	DP	0,012139	0,012676	0,014736	0,008418
	Signif.			*	
em	Coef.	-0,001073	0,000379	0,003442	0,000837
	DP	0,010955	0,010412	0,013163	0,007417
	Signif.				

CONTINUA

CONTINUAÇÃO

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
supinc	Coef.	0,009646	0,013374	-0,018591	0,001365
	DP	0,010778	0,008016	0,011208	0,006434
	Signif.		^	^	
sup	Coef.	-0,004597	-0,019213	0,026029	0,004331
	DP	0,010664	0,007483	0,010965	0,006247
	Signif.		*	*	
R2 ajustado		0,0655	0,0814	0,2219	0,1347

Nota: \*\*\* significativo a 0,1%; \*\* significativo a 1%; \* significativo a 5%; e ^ significativo a 10%.

Fonte: Elaboração do autor.

Novamente, valem as mesmas considerações feitas para os modelos sem as variáveis *dummy*. Em relação a essas últimas, a maioria dos coeficientes significativos foi observado no *cluster* "intermediário", embora os sinais apresentados pelas variáveis EMINC e SUPINC sejam contrários ao esperado. No agregado dos municípios, mais uma vez, a variável correspondente ao ensino fundamental completo mostrou-se significativa, a um nível de 5%, reforçando o ganho de eficiência, ainda que pequeno, promovido por esse nível de escolaridade mínima.

### 5.2.2.3 Quadro-Resumo

Os resultados encontrados no quadro abaixo foram resumidos para facilitar a comparação dos diferentes modelos estimados. No quadro, os sinais contrários aos esperados estão indicados em vermelho:

QUADRO 5 – RESUMO DOS MODELOS ESTIMADOS

Variável	Sinal Esperado	Educação				Saúde			
		RUR	CEN	INT	Tot	RUR	CEN	INT	Tot.
LOG_DENS_POP	?	+(***)	+(**)	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)
LOG_PIB_PC	+	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)
PC_PIB_AGRO	-	-(***)	+(***)	-(***)	-(***)	-(**)	+(***)	-(***)	-(***)
PC_MAT_MUN	?	+(***)	+(***)	+(***)	+(***)	nd	nd	nd	nd
PC_MED_MUN	?	nd	nd	nd	nd	-(*)	-	+	-
QT_ANOS_INSTR	+	+	+(*)	+(*)	+(***)	+(**)	-	+	+
EFINC	+	-(-)	-	+	-	+	+	+	+

CONTINUA

CONTINUAÇÃO

Variável	Sinal Esperado	Educação				Saúde			
		RUR	CEN	INT	Tot	RUR	CEN	INT	Tot.
EF	+	+(**)	+	-	+(*)	+	+	+(*)	+(*)
EMINC	+	-	-	+	+	+	+	-(*)	-
EM	+	-	+	+	-	-	+	+	+
SUPINC	+	-	+	-	-	+	+(.)	-(.)	+
SUP	+	-	+	-	-	-	-(*)	+(*)	+

Nota: \*\*\* significativo a 0,1%; \*\* significativo a 1%; \* significativo a 5%; e . significativo a 10%.

Fonte: Elaboração do autor.

No quadro-resumo, torna-se evidente que os mais altos escores de eficiência, tanto em educação como em saúde, são alcançados mais facilmente em municípios mais densamente povoados, com maiores níveis de PIB *per capita* e cujas economias tenham pouca dependência da agropecuária.

Na área de educação, é interessante perceber o efeito positivo da maior participação do poder público municipal no ensino fundamental sobre os escores de eficiência estimados, sugerindo a existência de ganhos de escala. Na área de saúde, contudo, isso não ocorre: o tamanho da participação do setor público parece não ter influência direta no escore de eficiência estimado.

Ao se considerar o nível de escolaridade do prefeito em termos de quantidade de anos de instrução, verifica-se um efeito positivo e significativo na metade dos modelos estimados. Porém, ao serem adotadas as variáveis *dummy* para cada um dos níveis, verifica-se que o nível correspondente ao ensino fundamental completo apresentou um efeito positivo e um significativo na metade dos modelos estimados. Isso impactou o escore de eficiência entre 0,9% e 1,5%, nos modelos que consideram todos os municípios, e chegou a 2,6% no caso dos escores de eficiência em saúde para os municípios do *cluster* "intermediário". Ressalta-se que, do universo total de 4.651 municípios sobre os quais os modelos foram estimados, em 611 deles (13,1% do total), o prefeito eleito em 2004 não possuía o ensino fundamental completo.

### 5.2.3 Variáveis Alternativas

Os resultados dos modelos estimados até então parecem sugerir que o nível do PIB *per capita* tem um efeito positivo sobre o escore de eficiência estimado, tanto em educação como em saúde. Entretanto, enquanto simples média, o PIB *per capita* é uma medida incompleta de informação. Podemos agregar mais informação ao modelo de duas formas distintas: por meio da adição de uma nova

variável ao modelo que complemente a informação já existente, ou por meio da substituição por outra variável, correlacionada, que represente melhor a relação com a variável dependente.

Consoante com a primeira alternativa, pode-se incluir uma medida da distribuição, diga-se, o Índice de Gini<sup>16</sup> para a renda, de forma a agregar uma nova informação que o nível de renda em si não possui e, em seguida, reestimar os modelos de efeitos fixos para educação.

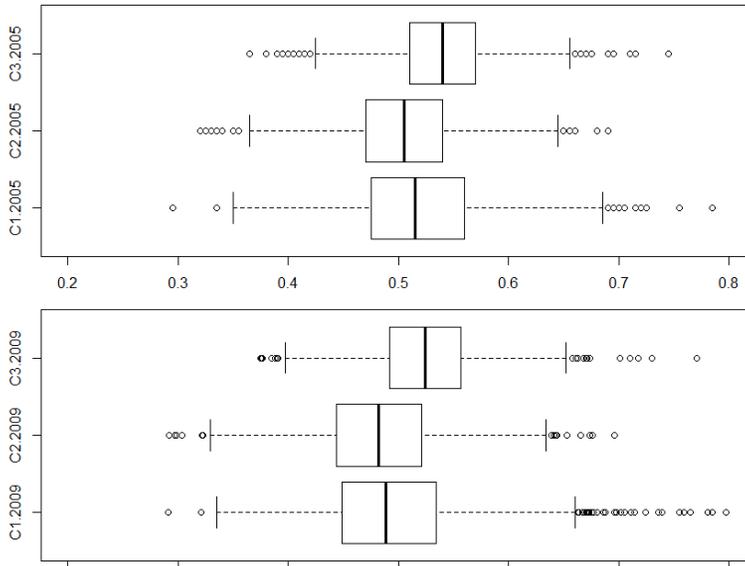
Em relação à saúde, contudo, a segunda alternativa parece mais promissora. Se o nível do PIB *per capita* for pensado como uma variável *proxy*<sup>17</sup> para a qualidade das condições de habitação e saneamento, provavelmente seria mais interessante utilizar um indicador diretamente relacionado à saúde na estimação desses modelos. Assim, considera-se o percentual de residências com água encanada como uma nova variável em substituição ao PIB *per capita*.

Entretanto, o recorte por municípios para tais dados só está disponível para os anos de censo, isto é, 2000 e 2010. Dessa forma, a fim de obter estimativas para os valores dessas variáveis para os anos de 2005 e 2009, fomos obrigados a recorrer a uma aproximação dada por uma interpolação linear.

As estatísticas obtidas para o Índice de Gini, por *cluster*, após esse processo de interpolação, bem como as estatísticas para as diferenças entre 2005 e 2009, são apresentadas nas figuras do tipo *boxplot* a seguir:

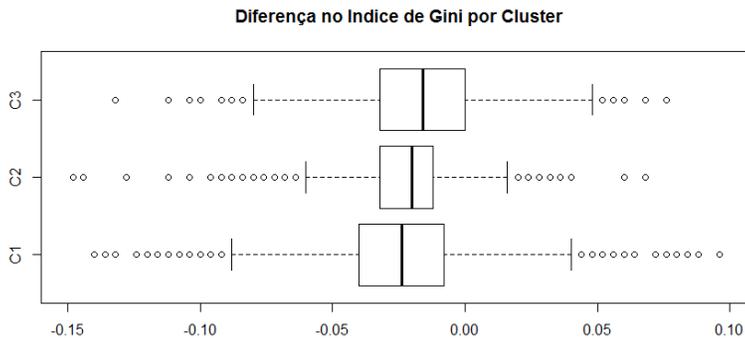
16 O índice ou coeficiente de Gini é uma medida de desigualdade desenvolvida pelo estatístico italiano Corrado Gini que pode ser usada para qualquer distribuição, consistindo em um valor entre zero e um. No caso de uma distribuição de renda, zero corresponde à completa igualdade de renda e um corresponde à completa desigualdade (uma única pessoa concentra toda a renda).

17 Em estatística, uma variável *proxy* é uma variável que, embora não seja considerada diretamente uma variável de interesse, pode ser utilizada para obter a última. Assim, a variável *proxy* deve possuir uma forte correlação com a variável de interesse.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 16 – *BOXPLOT* DO ÍNDICE DE GINI POR *CLUSTER* EM 2005 E 2009



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 17 – *BOXPLOT* DA DIFERENÇA NO ÍNDICE DE GINI (2009/2005) POR *CLUSTER*

TABELA 25 – ESTATÍSTICAS DO ÍNDICE DE GINI INTERPOLADO POR *CLUSTER*

<i>Clust</i>	RURAL		CENTRAL		INTERMED.		Diferença		
	2005	2009	2005	2009	2005	2009	RUR	CEN	INT
Mín.	0,295	0,291	0,320	0,292	0,365	0,375	-0,140	-0,148	-0,132
1Q	0,475	0,449	0,470	0,444	0,510	0,492	-0,040	-0,032	-0,032
2Q	<b>0,515</b>	<b>0,489</b>	<b>0,505</b>	<b>0,482</b>	<b>0,540</b>	<b>0,524</b>	<b>-0,024</b>	<b>-0,020</b>	<b>-0,016</b>
Méd.	0,519	0,495	0,505	0,483	0,542	0,525	-0,024	-0,023	-0,017
3Q	0,56	0,534	0,540	0,521	0,570	0,557	-0,008	-0,012	0,000
Máx.	0,785	0,797	0,690	0,696	0,745	0,771	0,096	0,068	0,076

Fonte: Elaboração do autor.

Pode-se observar que todos os *clusters* de municípios reduziram seus índices de Gini, em valores medianos, entre os anos de 2005 e 2009. As maiores reduções ocorreram no *cluster* “rural” (C2), cuja diferença para o *cluster* “central” (C1) diminuiu. O *cluster* “intermediário” (C3), de menor PIB *per capita* mediano dentre os três, foi o que apresentou as menores reduções no período. Embora os dados utilizados sejam interpolados, para efeitos de estimação desses modelos, a comparação permanece válida ao se considerar o intervalo entre os Censos de 2000 e 2010, no qual as variações médias do Índice de Gini para os *clusters* “rural”, “central” e “intermediário”, respectivamente, foram: -0,06034, -0,05646 e -0,04170. Resumidamente, pode-se dizer que a desigualdade diminuiu menos naqueles municípios de menor PIB *per capita*, os do *cluster* “intermediário”, que se encontram, em sua grande maioria, na Região Nordeste do Brasil. Dito de outra forma, houve redução da desigualdade em cada uma das regiões consideradas, mas houve aumento da desigualdade entre as diferentes regiões.

Considerando que o Índice de Gini cresce com o nível de concentração de renda (um valor alto do índice representa uma maior desigualdade), é razoável esperar um sinal negativo para o coeficiente dessa variável, indicando que o escore de eficiência em educação deve aumentar com a redução da desigualdade. Ao serem realizados os testes F e de Hausman,<sup>18</sup> considerando a nova variável, os resultados permanecem indicando a existência de efeitos fixos.

Foi realizada, então, a estimação dos modelos de efeitos fixos para educação e foram apresentados os resultados na Tabela 26.

TABELA 26 – ESTIMAÇÃO DOS MODELOS DE EFEITOS FIXOS PARA EDUCAÇÃO

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
log_dens_pop	Coef.	<b>0,056782</b>	<b>0,039400</b>	<b>0,064773</b>	<b>0,065027</b>
	DP	0,015483	0,022038	0,020362	0,011337
	Signif.	***	^	**	***
log_pib_pc	Coef.	<b>0,121157</b>	<b>0,048791</b>	<b>0,225335</b>	<b>0,148663</b>
	DP	0,006663	0,006843	0,008131	0,004379
	Signif.	***	***	***	***
vr_idx_gini	Coef.	<b>-0,368092</b>	<b>-0,299792</b>	<b>-0,210054</b>	<b>-0,254236</b>
	DP	0,067828	0,082187	0,101604	0,050414
	Signif.	***	***	*	***
pc_pib_agro	Coef.	<b>-0,287305</b>	<b>0,240940</b>	<b>-0,343836</b>	<b>-0,313564</b>
	DP	0,029761	0,056575	0,051370	0,024034
	Signif.	***	***	***	***

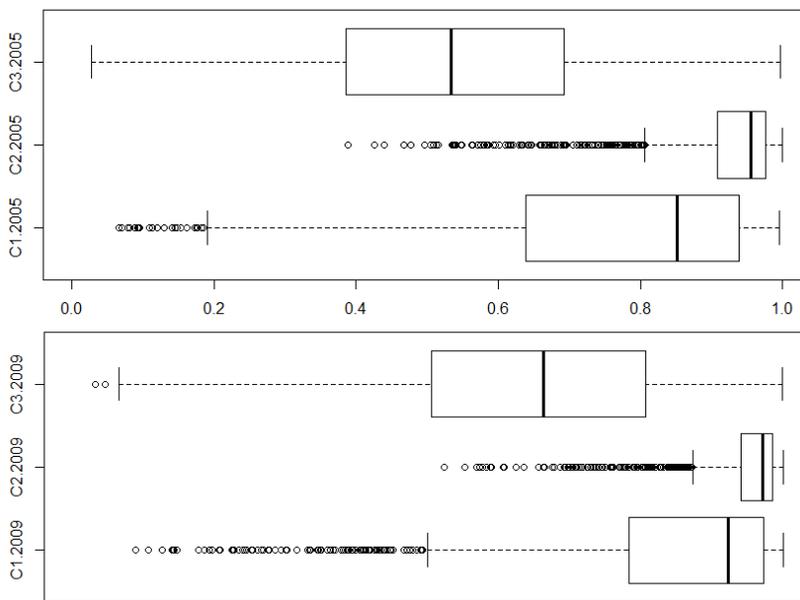
18 Estatísticas do teste F para os *clusters* C1, C2 e C3 e para o total de municípios, respectivamente: 2,8293; 6,0424; 4,1361 e 3,6804. Para o teste de Hausman, os respectivos valores foram: 263,3155; 234,0371; 513,2726 e 1.152,0820.

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
pc_mat_mun	Coef.	<b>0,164428</b>	<b>0,145648</b>	<b>0,220499</b>	<b>0,141699</b>
	DP	0,012197	0,009772	0,021767	0,008375
	Signif.	***	***	***	***
qt_anos_instr	Coef.	<b>0,000233</b>	<b>0,001189</b>	<b>0,001285</b>	<b>0,001063</b>
	DP	0,000467	0,000502	0,000541	0,000312
	Signif.		*	*	***
R2 ajustado		0,2192	0,1750	0,2658	0,2102

Nota: \*\*\* significativo a 0,1%; \*\* significativo a 1%; \* significativo a 5%; e ^ significativo a 10%  
 Fonte: Elaboração do autor.

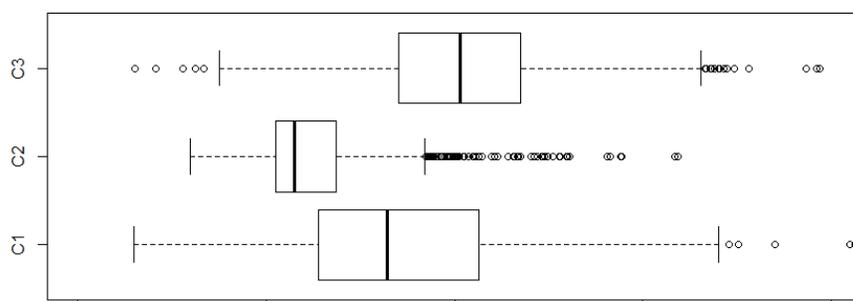
Ao ser incluída uma nova variável, as demais se mantiveram significativas e com poucas alterações nas magnitudes de seus coeficientes. A variável VR\_IDX\_GINI, por sua vez, foi significativa e apresentou o sinal esperado em todos os modelos estimados, com um coeficiente de módulo entre 0,210 e 0,368, evidenciando que, não apenas o aumento da renda tem efeitos diretos sobre a eficiência do gasto público em educação, mas, principalmente, a redução da desigualdade de renda aumenta substancialmente a eficiência desse gasto.

Considera-se, agora, a interpolação para a variável relativa ao percentual de residências com água encanada, cujas estatísticas para 2005 e 2009, bem como para as diferenças entre esses anos, são apresentadas nas figuras do tipo *boxplot*.



Fonte: Elaboração do autor.

FIGURA 18 – *BOXPLOT* DO PERCENTUAL DE RESIDÊNCIAS COM ÁGUA ENCANADA POR CLUSTER EM 2005 E 2009



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 19 – *Boxplot* da diferença no percentual de residências com água encanada (2009/2005) por *cluster*

TABELA 27 – ESTATÍSTICAS DO PERCENTUAL DE RESIDÊNCIAS COM ÁGUA ENCANADA INTERPOLADO POR *CLUSTER*

<i>Clust</i>	RURAL		CENTRAL		INTERMED.		Diferença		
	2005	2009	2005	2009	2005	2009	RUR	CEN	INT
Mín.	0,0657	0,0878	0,3882	0,5225	0,0268	0,0318	-0,0702	-0,0400	-0,0698
1Q	0,6395	0,7827	0,9078	0,9396	0,3862	0,5051	0,0279	0,0050	0,0703
<b>2Q</b>	<b>0,8510</b>	<b>0,9223</b>	<b>0,9559</b>	<b>0,9709</b>	<b>0,5332</b>	<b>0,6621</b>	<b>0,0643</b>	<b>0,0149</b>	<b>0,1028</b>
Méd.	0,7643	0,8391	0,9148	0,9418	0,5451	0,6474	0,0749	0,0270	0,1023
3Q	0,9385	0,9717	0,9758	0,9851	0,6922	0,8052	0,1129	0,0369	0,1349
Máx.	0,9961	0,9992	0,9996	0,9999	0,9970	0,9984	0,3124	0,2184	0,2938

Fonte: Elaboração do autor.

Pode-se observar, então, que todos os *clusters* apresentaram um aumento no percentual de residências com água encanada, tanto maior quanto menor o nível da variável em 2005, indicando um *catching-up* dos municípios mais pobres em relação aos mais ricos nesse aspecto. A diferença entre os valores medianos dos *clusters* “central” (C2) e “intermediário” (C3), que era de 0,4227 em 2005, reduziu-se para 0,3088 em 2009, sinalizando a melhora das condições de habitação e saneamento, especialmente nos municípios do nordeste (que concentra a maioria dos municípios no *cluster* “intermediário”).

Assim, ao se substituir a variável LOG\_PIB\_PC pela variável PC\_AGUA\_ENC, é razoável esperar um sinal positivo para essa última, dada a óbvia correspondência entre melhores condições de habitação e saneamento e melhores indicadores

na área de saúde, traduzidos em escores de eficiência mais altos. Mais uma vez, os testes F e de Hausman<sup>19</sup> permanecem indicando a existência de efeitos fixos.

Foi realizada, dessa forma, a estimação dos modelos de efeitos fixos para saúde e apresentados os resultados na Tabela 28.

TABELA 28 – ESTIMAÇÃO DOS MODELOS DE EFEITOS FIXOS PARA SAÚDE

Variável		RURAL	CENTRAL	INTERMED.	Total
log_dens_pop	Coef.	<b>0,081656</b>	<b>0,059812</b>	<b>0,095123</b>	<b>0,081956</b>
	DP	0,022214	0,028270	0,027897	0,015734
	Signif.	***	*	***	***
pc_agua_enc	Coef.	<b>0,418697</b>	<b>1,014779</b>	<b>1,012014</b>	<b>0,839531</b>
	DP	0,036466	0,058701	0,034167	0,022412
	Signif.	***	***	***	***
pc_pib_agro	Coef.	<b>0,010902</b>	<b>0,113553</b>	<b>-0,195388</b>	<b>-0,034254</b>
	DP	0,041388	0,073838	0,067663	0,033490
	Signif.			**	
pc_med_mun	Coef.	<b>-0,021543</b>	<b>-0,014540</b>	<b>0,002596</b>	<b>-0,008949</b>
	DP	0,009532	0,008521	0,010587	0,006027
	Signif.	*	^		
qt_anos_instr	Coef.	<b>0,001426</b>	<b>-0,000239</b>	<b>-0,000460</b>	<b>0,000320</b>
	DP	0,000665	0,000654	0,000706	0,000421
	Signif.	*			
R2 ajustado		0,0692	0,1368	0,2340	0,1678

Nota: \*\*\* significativo a 0,1%; \*\* significativo a 1%; \* significativo a 5%; e ^ significativo a 10%.

Fonte: Elaboração do autor.

Diferentemente do que aconteceu ao se acrescentar uma nova variável nos modelos estimados para educação, a substituição de uma variável nos modelos para saúde alterou substancialmente muitos dos coeficientes estimados. A variável LOG\_DENS\_POP permaneceu significativa para todos os modelos estimados, mas seu coeficiente teve a magnitude reduzida em mais de 50%. A variável PC\_PIB\_AGRO permaneceu significativa apenas no *cluster* "intermediário", embora também tenha sofrido uma redução superior a 50% na magnitude de seu coeficiente. Já as variáveis

19 Estatísticas do teste F para os *clusters* C1, C2 e C3 e para o total de municípios, respectivamente: 5,3313; 6,9430; 4,8239 e 5,2276. Para o teste de Hausman, os respectivos valores foram: 25,5862; 24,2346; 476,1484 e 336,4740.

PC\_MED\_MUN e QT\_ANOS\_INSTR mantiveram-se com coeficientes de pouca magnitude e não significativos para a maioria dos modelos estimados.

A nova variável, PC\_AGUA\_ENC, foi significativa ao nível de 0,1% e apresentou os maiores coeficientes em todos os modelos estimados, variando entre 0,418, para o “rural” e 1,01 para os outros dois *clusters*. A magnitude desses coeficientes não deixa dúvidas em relação à importância das condições de habitação e saneamento, representadas no modelo pelo percentual de residências com água encanada, para os escores de eficiência do gasto público em saúde. Logo, uma forma efetiva de tornar o gasto público em saúde mais eficiente, produzindo melhores resultados, é provendo melhores condições de saneamento. Esse resultado é compatível com aqueles encontrados em PNUD (1997) que indicam, entre outros, uma relação inversa entre o abastecimento de água e a mortalidade infantil em diversos países.

## 6 Considerações finais

A eficiência do Estado e a qualidade do gasto público são, cada vez mais, objetos de discussão e estudo. O papel do Estado no provimento de serviços públicos de qualidade, principalmente nas áreas de educação e saúde, e cujas ações são materializadas em indicadores socioeconômicos, é alvo de constante escrutínio da sociedade.

A gestão municipal, pelo seu caráter local, possui impacto direto sobre a qualidade de vida dos seus cidadãos. Dessa forma, a eficiência dessa gestão tem sido investigada repetidamente, nos municípios de várias unidades da federação. Enquanto restrita no escopo geográfico, essa análise é pouco ou nada prejudicada pela relativa heterogeneidade entre os diferentes municípios. Contudo, ao se considerar um estudo de abrangência nacional, deve-se levar em consideração as grandes diferenças regionais existentes em um país como o Brasil.

Assim, esse trabalho teve como principais objetivos: i) estimar os escores de eficiência da gestão municipal em educação e saúde, por meio da metodologia da análise envoltória de dados; ii) identificar possíveis determinantes desses escores de eficiência e, subsidiariamente, iii) definir um conjunto apropriado de fatores e classificar os municípios em *clusters* de acordo com esses fatores.

No Capítulo 2, foi apresentada uma breve revisão da literatura em eficiência na gestão pública e em desenvolvimento humano. Introduziu-se, então, o Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM) no Capítulo 3, que foi utilizado nesse trabalho como indicador de produto ou resultado, dado que agrega diversos

indicadores relevantes nas suas dimensões componentes e cujos resultados são decorrentes de ações de gestão municipais.

No Capítulo 4, introduziu-se a metodologia da análise envoltória de dados e foi apresentada a base de dados deste trabalho, detalhando o escopo temporal e os ajustes metodológicos, que envolveram a análise de fatores, a análise de *clusters* e a detecção e eliminação de *outliers*. Enquanto passos intermediários, as análises de fatores e de *clusters* produziram resultados muito interessantes: a partir de um conjunto de cinco variáveis cuidadosamente escolhidas – o PIB *per capita*, a densidade populacional, a proporção do valor adicionado pela agropecuária no PIB, o percentual do total de matrículas no ensino fundamental em escolas públicas municipais e o percentual do total de médicos em estabelecimentos de saúde municipais – foi possível dividir os municípios brasileiros em três grandes grupos de características bem distintas. Comparando as estatísticas descritivas dessas variáveis entre esses grupos, verificou-se que um deles – o *cluster* “intermediário” (C3) – apresentava os menores níveis de PIB *per capita*, uma densidade populacional intermediária e uma representatividade média da agropecuária na economia, embora administrasse não apenas a maioria dos médicos desses municípios, mas também a grande maioria das matrículas do ensino fundamental. Além disso, observou-se que a maioria dos municípios que compunha esse grupo se concentrava na Região Nordeste.

O próximo passo foi definir os insumos e os produtos para a aplicação da análise envoltória de dados propriamente dita. Mais uma vez, escolheram-se, cuidadosamente, as variáveis de insumo para que representassem três dimensões distintas: financeira, de infraestrutura e de recursos humanos. No caso da área de educação, foram considerados, respectivamente, o valor da despesa orçamentária em educação por matrícula, a quantidade de escolas municipais por quilômetro quadrado e o nível de instrução médio dos professores. No caso da saúde, por sua vez, foram considerados o valor da despesa orçamentária em saúde *per capita*, a quantidade de estabelecimentos de saúde municipais por quilômetro quadrado e a proporção de médicos por habitante. Mais uma vez, o conjunto de municípios no *cluster* “intermediário” se mostrou distinto dos demais: menores níveis de despesa orçamentária por indivíduo e maior participação relativa na infraestrutura, uma decorrência esperada das características anteriormente elencadas.

Assim, verificou-se, analisando os produtos – os Índices FIRJAN de Desenvolvimento Municipal (IFDM) para Educação e Saúde – que as estatísticas descritivas desses produtos colocam, mais uma vez, os municípios do *cluster* “intermediário” em desvantagem, dado que apresentaram valores bastante inferiores aos demais municípios. Observou-se, contudo, uma nítida tendência de redução dessas diferenças.

De posse de insumos e produtos, aplicou-se a abordagem da análise envoltória de dados a fim de estimar os escores de eficiência dos municípios nas duas áreas, educação e saúde, tomando o cuidado de corrigir o viés desses escores por meio da técnica de *bootstrap*. Ao serem comparados os resultados encontrados para os escores de eficiência dos diferentes *clusters*, verificou-se uma razão de convergência maior que aquela observada diretamente nos IFDMs de Educação e Saúde, dada a relativização dos insumos em função das variáveis exógenas consideradas no processo de *clustering*.

No agregado da área de educação, os municípios brasileiros considerados evoluíram de um escore de eficiência de 69% para 78% entre 2005 e 2009. Os melhores resultados foram apresentados pelos municípios do Estado de São Paulo e, os piores, pelos municípios dos Estados do Acre e de Alagoas. Já no agregado da área de saúde, os escores de eficiência evoluíram de 62% para 70% no período considerado. Os melhores e piores resultados foram apresentados, respectivamente, pelos municípios dos Estados do Rio Grande do Sul e da Bahia.

No Capítulo 5, voltou-se a atenção para a estimação de modelos econométricos de dados em painel que permitiram investigar alguns possíveis determinantes dos escores de eficiência estimados. Iniciou-se essa investigação considerando as mesmas variáveis utilizadas no processo de *clustering* e, adicionalmente, o nível de escolaridade do prefeito. Foram apresentados os resultados, separadamente, para cada *cluster* e para o total de municípios, nas áreas de educação e saúde. Verificou-se que uma maior densidade populacional contribui para o escore de eficiência, em ambas as áreas, denotando a dificuldade do provimento da capilaridade adequada nos serviços públicos em populações esparsas. Também foi observado que o PIB *per capita*, conforme esperado, tem efeitos positivos sobre o escore de eficiência, embora tanto menores quanto maior o nível do PIB *per capita*, sugerindo que os maiores ganhos são observados a partir de acréscimos no nível de renda em municípios muito pobres: a redução da pobreza promove uma maior eficiência do gasto público tanto em saúde como em educação. A representatividade da agropecuária na economia do município apresentou efeitos negativos sobre os escores estimados, em conformidade com o histórico de indicadores de educação e saúde inferiores apresentados por populações rurais.

Em relação ao percentual de matrículas atendidas pelas escolas públicas municipais de ensino fundamental, o efeito de uma maior participação dessas sobre o escore de eficiência também foi positivo e diretamente proporcional à proporção de matrículas atendidas por escolas públicas municipais de ensino fundamental, sugerindo a existência de ganhos de escala. Já em relação ao percentual de médicos em estabelecimentos de saúde municipais, diferentemente do que se verificou na educação, o efeito de uma maior participação do setor público na saúde pareceu não ter efeito sobre o escore de eficiência estimado.

Ao serem considerados os níveis de escolaridade do prefeito e a hipótese de trabalho, a maioria dos modelos apontou para a relevância do ensino fundamental completo, que aumentaria o escore de eficiência em até 2,6%. O impacto do nível de instrução do prefeito, medido em quantidade de anos, acabou se mostrando de pouca relevância, contribuindo com apenas 0,1% para cada ano de instrução.

Dado que o PIB *per capita* se mostrou um importante determinante do escore de eficiência estimado, decidiu-se aprofundar a investigação nesse sentido, considerando novas variáveis: para educação, foi adicionado o Índice de Gini ao modelo, agregando uma informação relativa à distribuição de renda; e, para saúde, utilizou-se o percentual de residências com água encanada, uma variável mais diretamente relacionada à área, em substituição ao PIB *per capita*, uma vez que ambas são fortemente correlacionadas.

Dessa forma, observou-se, analisando as estatísticas descritivas do Índice de Gini, uma redução da desigualdade de renda em todos os três *clusters* considerados. No entanto, a desigualdade diminuiu menos nos municípios do *cluster* “intermediário”, que concentra a maioria dos municípios da Região Nordeste, de modo que as diferenças regionais, na realidade, aumentaram. Já as estatísticas do percentual de residências com água encanada mostraram um significativo avanço, principalmente nos municípios no *cluster* “intermediário”, indicando a convergência entre os diferentes *clusters*.

Ao serem reestimados os modelos em educação, agregando a informação do Índice de Gini, percebeu-se um efeito ainda maior que aquele dado pelo PIB *per capita*, indicando que a redução da desigualdade aumenta substancialmente a eficiência do gasto público em educação.

Na área da saúde, a reestimação dos modelos com a substituição do PIB *per capita* pelo percentual de residências com água encanada produziu resultados ainda mais impactantes: os coeficientes estimados não deixam dúvidas em relação à importância das condições de habitação e saneamento, na figura dessa nova variável, para a determinação dos escores de eficiência em saúde. Portanto, concluímos que uma forma efetiva de tornar o gasto público em saúde mais eficiente, produzindo melhores resultados, é provendo melhores condições de saneamento, em conformidade com os resultados encontrados no Relatório de Desenvolvimento Humano do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD).

Em suma, o presente trabalho buscou traçar um comparativo entre as distintas realidades dos municípios brasileiros, estimando os escores de eficiência das gestões municipais no provimento de serviços públicos em educação e saúde e, mais ainda, procurou identificar os fatores que possivelmente explicam os níveis desses escores.

## Referências

- AFONSO, A.; SCHUKNECHT, L., TANZI, V. Public Sector Efficiency: An International Comparison. **Public Choice**, v. 123, p. 321-347, 2005.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models of estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, v. 9, n. 9, p. 1078-1092, 1984.
- BEZERRA, E. P.; DIWAN, J. R. **Uso de DEA como alternativa ao IDH na mensuração do desenvolvimento humano nos maiores municípios brasileiros**. Monografia (Programa de Graduação em Engenharia de Produção). UFRJ, Rio de Janeiro, 2001.
- CAIDEN, N. J.; CAIDEN, G. E. Enfoques e lineamientos para el seguimiento, la medición y la evaluación del desempeño em programas del sector público. **Revista do Serviço Público**, n. 1, jun.-mar./2001.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, v. 2, p. 429-444, 1978.
- COELHO, E. C. **A retórica da racionalidade e o mito da estrutura**. IUPERJ, 1979.
- DATASUS. **Informações de Saúde – TABNET**, DATASUS, diversos anos.
- FARIA, F. P.; JANNUZZI, P. M.; SILVA, S. J. Eficiência dos Gastos Municipais em Saúde e Educação: uma Investigação através da Análise Envoltória no Estado do Rio de Janeiro. **Revista de Administração Pública**, v. 42, n.1, p. 155-177, Rio de Janeiro, jan-fev/2008.
- FARRELL, M. The Measurement of Productive Efficiency. **Journal of Royal Statistical Society**, v. A, n. 120, p. 253-281, 1957.
- FEDERAÇÃO DAS INDÚSTRIAS DO RIO DE JANEIRO. **IFDM – Nota Metodológica**, FIRJAN, 2014.
- HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E. **Multivariate Data Analysis**, Pearson Prentice Hall, 2010.
- INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Portal IPEADATA**, IPEA, diversos anos.
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTUDOS E PESQUISAS EDUCACIONAIS ANÍSIO TEIXEIRA. **Microdados do Censo Escolar**, INEP, 2005 e 2009.
- NETO, N. T.; LOPES, D. A. F.; BARBOSA, M. P.; HOLANDA, M. C. Qualidade dos Gastos Públicos dos Municípios Cearenses: Uma Análise Envoltória de Dados. **Texto para Discussão n 62 – IPECE**. Fortaleza, jun./2009.
- PNUD – Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. **Relatório do Desenvolvimento Humano**, PNUD, Brasília, 1997.

QUEIROZ, M. F. M, SILVA, J. L. M.; FIGUEIREDO, J. S.; VALE, F. F. R. Eficiência no Gasto Público com Saúde: uma Análise nos Municípios do Rio Grande do Norte. **Rev. Econ. NE**, v.44, n.3, p. 761-776, Fortaleza, jul.-set./2013.

MEIRELLES, H. L. **Direito Administrativo Brasileiro**, p. 94, São Paulo, 2002.

SECRETARIA DO TESOURO NACIONAL. **Finanças do Brasil (FINBRA)**, STN, diversos anos.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. *Management Science*, v. 44, p. 49-61, 1998.

\_\_\_\_\_. Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models: The State of the Art. **Journal of Productivity Analysis**, v. 13, p. 49-78, 2000.

TRIBUNAL SUPERIOR ELEITORAL. **Repositório de Dados Eleitorais**, TSE, diversos anos.