

## **Custo-efetividade de políticas de redução do tamanho da classe e a ampliação da jornada escolar: uma aplicação de estimadores de matching**

Jaqueline Maria de Oliveira

<http://www.bnDES.gov.br/bibliotecadigital>

**31º**

**Prêmio BNDES de Economia**

**Custo-efetividade  
de políticas de redução  
do tamanho da classe  
e ampliação da jornada  
escolar: uma aplicação de  
estimadores de *matching***

**Jaqueline Maria de Oliveira**

Dissertação apresentada ao Departamento  
de Economia da Faculdade de Economia,  
Administração e Contabilidade da Universidade  
de São Paulo como requisito para a obtenção  
do título de mestre em Economia.

Orientador  
**Naércio Aquino de Menezes-Filho**

Rio de Janeiro – 2010

 **BNDES**

O48 Oliveira, Jaqueline Maria de  
Custo-efetividade de políticas de redução do tamanho da classe e ampliação  
da jornada escolar : uma aplicação de estimadores de *matching* / Jaqueline Maria  
de Oliveira ; Orientador: Naércio Aquino de Menezes-Filho. – Rio de Janeiro:  
BNDES, 2010.  
168 p.

Originalmente apresentado como dissertação do autor como requisito à  
obtenção do título de mestre (Departamento de Economia, Faculdade de  
Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, 2008).

31º Prêmio BNDES de Economia.  
ISBN: 978-85-87545-36-7

1. Economia da Educação. 2. Educação. 3. Educação e Estado. 4. Qualidade  
(Educação) I. Menezes-Filho, Naércio (Orient.) II. Título.

CDD – 370

## Apresentação

Esta dissertação de mestrado em Economia, *Custo-efetividade de políticas de redução do tamanho da classe e ampliação da jornada escolar: uma aplicação de estimadores de matching*, de Jaqueline Maria de Oliveira, ora editada pelo BNDES, obteve o 2º lugar no 31º Prêmio BNDES de Economia, realizado em 2008-2009.

Sua autora é brasileira, graduou-se em Economia pela Universidade de São Paulo (USP) e obteve o título de mestre em Economia também na USP, tendo como orientador o professor Naércio Aquino de Menezes-Filho.

Concorreram ao 31º Prêmio BNDES de Economia 44 trabalhos, inscritos por 14 centros de pós-graduação em Economia de universidades brasileiras. A comissão examinadora formada para apreciar as dissertações foi presidida pela professora Ana Cláudia Além (BNDES)

e composta pelos professores Alexis Toribio Dantas (Universidade do Estado do Rio de Janeiro), Celia Lessa Kerstenetzky (Universidade Federal Fluminense), Dante Mendes Aldrighi (Universidade de São Paulo), Filipe Lage de Sousa (BNDES), Frederico Gonzaga Jayme Junior (Universidade Federal de Minas Gerais), Jorge Cláudio Cavalcante de Oliveira Lima (BNDES), Sinézio Fernandes Maia (Universidade Federal da Paraíba) e Sonia Maria Dalcomuni (Universidade Federal do Espírito Santo).

Em 2009, também foram premiadas as seguintes dissertações de mestrado:

1º lugar: *Diversificação ou especialização: uma análise do processo de mudança estrutural da indústria brasileira nas últimas décadas*, de Laura Barbosa de Carvalho (UFRJ), orientada por David Kupfer.

3º lugar – *Herança colonial, instituições & desenvolvimento: um estudo sobre a desigualdade entre os municípios brasileiros*, de Joana Naritomi (PUC-RJ), orientada por Rodrigo Reis Soares e Juliano Junqueira Assunção.

4º lugar – *O efeito da educação sobre o estado de saúde individual no Brasil*, de Raimisson Rodrigues Ferreira Costa (UFMG), orientada por Mônica Viegas Andrade e Ana Maria Hermeto Camilo de Oliveira.

5º lugar – *Regimes, governos e carga tributária no Brasil (1946-2007)*, de Bruno Henrique Versiani Schröder (FGV-RJ), orientada por Octavio Amorim Neto.

Ao longo de 31 anos de realização do Prêmio BNDES de Economia, foram premiadas 151 dissertações e publicados, pelo BNDES, 50 desses trabalhos, totalizando a edição de cerca de 130 mil exemplares. Registra-se também, com satisfação, a crescente melhoria qualitativa das dissertações de mestrado inscritas.

Aos meus pais, Luiz Gonzaga de Oliveira e  
Juraci Helena Perdigão, pelo amor e incentivo



## Sumário

Índice de tabelas, quadro e gráficos	10
Agradecimentos	15
Resumo	17
1 Introdução	19
2 Revisão bibliográfica	27
2.1 Qualidade da educação e a economia	27
2.2 Controvérsia <i>"Does money matter?"</i>	31
2.2.1 Tamanho da classe	37
2.2.2 Jornada escolar	44
3 Insumos escolares e a qualidade da educação no Brasil	51

3.1 Gastos em educação, tamanho da classe, jornada escolar e desempenho escolar	51
3.1.1 Gastos em educação	51
3.1.2 Tamanho da classe	54
3.1.3 Jornada escolar	56
3.1.4 Desempenho escolar	63
3.2 Os determinantes do desempenho escolar	65
4 Metodologia e banco de dados	67
4.1 Modelo econométrico	67
4.1.1 Metodologia GPS	69
4.1.2 Implementação do GP	71
4.2 Base de dados	74
4.3 Variáveis	75
4.4 Análise descritiva dos dados	80
5 Análise dos resultados	93
5.1 Tamanho da classe	94
5.2 Jornada escolar	106
6 Avaliação de política pública: análise de custo-efetividade	117
6.1 Custos	118
6.2 Benefícios	124
6.3 Custo-efetividade	126
7 Considerações finais	129
Referências	133
Apêndice 1 Estatísticas descritivas da amostra de 25%, Brasil, 2005	139
Apêndice 2 Parâmetros estimados da distribuição condicional do tamanho da classe, dadas as covariadas, amostra de 25%, Brasil, 2005	142

Apêndice 3	Função resposta à dose e função efeito tratamento para o tamanho da classe, amostra de 25%, Brasil, 2005	145
Apêndice 4	Distribuição dos alunos de acordo com o <i>background</i> familiar, características dos diretores, professores, turma e escola, amostra de turmas homogêneas, Brasil, 2005	148
Apêndice 5	Distribuição dos alunos de acordo com o <i>background</i> familiar, características dos diretores, professores, turma e escola, amostra de turmas heterogêneas, Brasil, 2005	151
Apêndice 6	Função resposta à dose e função efeito tratamento para o tamanho da classe, amostra de turmas homogêneas, Brasil, 2005	154
Apêndice 7	Função resposta à dose e função efeito tratamento para o tamanho da classe, amostra de turmas heterogêneas, Brasil, 2005	156
Apêndice 8	Distribuição dos alunos de acordo com o <i>background</i> familiar, características dos diretores, professores, turma e escola, amostra de alunos em jornada de quatro horas, Brasil, 2005	158
Apêndice 9	Distribuição dos alunos de acordo com o <i>background</i> familiar, características dos diretores, professores, turma e escola, amostra de alunos em jornada de cinco horas, Brasil, 2005	161
Apêndice 10	Custos dos insumos escolares	164
Abstract		167

## Índice de tabelas, quadro e gráficos

Tabela 1	Sumário dos sinais e significância estatística dos coeficientes estimados de variáveis de gastos de 376 estudos de funções de produção de educação	33
Tabela 2	Estudos de VI sobre o efeito dos recursos escolares no desempenho	35
Tabela 3	Proporção de matrículas no ensino fundamental, por turno escolar, Brasil e estados, 2006 (em %)	61
Tabela 4	ANÁLISE DESCRIPTIVA DA PROFICIÊNCIA, TAMANHO DE CLASSE E JORNADA ESCOLAR, BRASIL E REGIÕES, 2005	82
Tabela 5	ANÁLISE DESCRIPTIVA DA PROFICIÊNCIA, TAMANHO DA CLASSE E JORNADA ESCOLAR POR DEPARTAMENTO ADMINISTRATIVO, 2005	83

Tabela 6	Distribuição dos alunos de acordo com o <i>background</i> familiar, características dos diretores, professores, turma e escola, Brasil, 2005	85
Tabela 7	Relação entre o tamanho da classe e a jornada escolar e as variáveis de <i>background</i> , características do aluno, diretor, professor, turma e escola, Brasil, 2005	88
Tabela 8	Teste de Kolmogorov-Smirnov de uma amostra contra a distribuição teórica normal	95
Tabela 9	Sumário estatístico do GPS estimado	96
Tabela 10	Teste da propriedade de balanceamento do <i>propensity score</i> para o tamanho da classe	97
Tabela 11	Parâmetros estimados da esperança condicional da resposta, dados o tratamento e o GPS	101
Tabela 12	Parâmetros estimados da distribuição condicional do tamanho da classe, dadas as covariadas	110
Tabela 13	Sumário estatístico do PS estimado na região do suporte comum	111
Tabela 14	Teste da propriedade de balanceamento do <i>propensity score</i> para a jornada escolar	112
Tabela 15	Efeito tratamento sobre os tratados estimado para o aumento da jornada escolar com base no estimador <i>nearest neighbor matching</i>	114
Tabela 16	Efeito tratamento médio estimado para o aumento da jornada escolar com base no estimador <i>nearest neighbor matching</i> com correção de viés	114
Tabela 17	Ilustração do cálculo dos custos totais e custos por aluno para um dado tamanho de classe e jornada escolar	121

Tabela 18 Custos totais e custos por aluno por tamanho de classe e jornada escolar (em R\$)	122
Tabela 19 Benefício incremental de reduções no tamanho da classe e ampliação da jornada escolar, em termos de aumento na proficiência escolar.	125
Tabela 20 Índice de custo-efetividade associado a reduções no tamanho da classe	127
Tabela 21 Índice de custo-efetividade associado ao aumento da jornada escolar	128
Quadro 1 Descrição das variáveis	76
Gráfico 1 Média de anos de estudo da população em idade ativa (10 anos ou mais), Brasil e regiões, 1992-2006	21
Gráfico 2 Porcentagem dos estudantes em cada nível de proficiência na escala do teste de matemática, 2006	23
Gráfico 3 Impacto de uma melhora de 0,5 desvio padrão no desempenho em testes padronizados sobre o crescimento do PIB <i>per capita</i>	29
Gráfico 4 Gasto por aluno, por nível de ensino, Brasil, 2000-2004	52
Gráfico 5 Gastos anuais com educação primária por estudante (em US\$)	53
Gráfico 6 Tamanho médio das classes nas escolas estaduais da área urbana, Brasil e regiões, 1997 e 2006	55
Gráfico 7 Tamanho médio das classes nas escolas municipais da área urbana, Brasil e regiões, 1997 e 2006	56
Gráfico 8 Tamanho médio da classe em instituições públicas e privadas de educação primária, Brasil e países da OCDE, 2005	57

Gráfico 9 Evolução da proporção de matrículas em cada turno escolar, Brasil e regiões, 1997-2006	58
Gráfico 10 Total de horas anuais empregadas em instrução, por nível de ensino, Brasil e países da OCDE, 2005	63
Gráfico 11 Proficiência em matemática dos alunos da 4 <sup>a</sup> série das escolas urbanas, sem federais, Brasil e regiões, 1995-2005	64
Gráfico 12 Distribuição dos alunos da 4 <sup>a</sup> série entre os estágios de competência em matemática, regiões, 2003	65
Gráfico 13 Distribuição do tamanho da classe, Brasil, 2005	84
Gráfico 14 Distribuição da jornada escolar, Brasil, 2005	84
Gráfico 15 Histograma do tamanho de classe, Brasil, 2005	95
Gráfico 16 Função resposta à dose e função efeito tratamento para o tamanho da classe	102
Gráfico 17 Função resposta à dose para o tamanho da classe em turmas homogêneas e heterogêneas, Brasil, 2005	104
Gráfico 18 Função efeito tratamento para o tamanho da classe em turmas homogêneas e heterogêneas, Brasil, 2005	105
Gráfico 19 Histograma da jornada escolar, Brasil, 2005	107
Gráfico 20 Custo/aluno incremental da redução do tamanho da classe como função do tamanho da classe e da jornada escolar	124



## Agradecimentos

Gostaria de agradecer ao meu orientador, professor Naércio Aquino de Menezes-Filho, pelo suporte prestado ao longo da realização deste trabalho. Sem suas ideias originais e seu domínio do tema, esta dissertação não teria sido concretizada. Aos membros da banca de qualificação, professores Ricardo Madeira e Marcos Rangel, meu muito obrigada pelas valiosas sugestões. Devo um agradecimento especial ao professor Ricardo, por sua presteza em me atender em horários extraclasse para o esclarecimento de dúvidas, o que me abriu a mente para diversas questões importantes relacionadas ao tema de estudo.

Aos professores do Departamento de Economia da FEA, verdadeiros exemplos a serem seguidos por sua dedicação e compromisso com o ensino e a pesquisa. Um agradecimento especialíssimo aos professores Denisard Alves e Marilda Sotomayor, pelo investimento

Jaqueline Maria de Oliveira

em minha carreira acadêmica. Sem a ajuda desses professores, eu certamente não estaria realizando o sonho de cursar meu doutorado na Universidade Yale. Muito obrigada!

Ao CNPq, o meu muito obrigada pelo suporte financeiro.

Aos colegas de turma, talvez a mais unida e animada de todos os tempos, um agradecimento especial. Ao lado deles dei um importante passo em minha vida. A Paula, Marina e Priscilla, obrigada pela amizade e pelo companheirismo. Poletz, irmãzona de coração, valeu pelas gargalhadas homéricas nos momentos de descontração e, principalmente, pelo apoio incondicional nos momentos de dificuldades. A Dora, obrigada pela torcida e pela paciência.

Finalmente, meus agradecimentos sem fim às pessoas mais importantes da minha vida: minha família. Agradeço aos meus pais pelo investimento em minha educação, apesar dos momentos de dificuldades financeiras. À minha irmã, Louise Helen de Oliveira, obrigada pelo amor fraterno e amizade incondicional. Aos meus pais de coração, Luís Felipe Quintela Badia e Suzana Braacht, por terem me acolhido como filha. Por fim, mas de forma alguma menos importante, gostaria de agradecer ao melhor namorado do mundo, Bruno Dutra Badia. Obrigada por suportar os meses de ausência e por estar ao meu lado sempre. Não teria conseguido sem você! Te amo!

Agradeço acima de tudo a Deus, por me dar força e equilíbrio para trilhar meu caminho.

## Resumo

O objetivo do presente estudo é contribuir para a identificação do efeito causal de reduções no tamanho da classe e ampliação da jornada escolar sobre o rendimento escolar em matemática dos estudantes brasileiros da 4<sup>a</sup> série do ensino fundamental de escolas de área urbana da rede pública de ensino. Para tanto, foram utilizados a metodologia de *generalized propensity score matching*, no caso em que o tratamento de interesse (tamanho da classe) é uma variável contínua, e o estimador *nearest neighbor matching*, com correção de viés para tratamento binário (jornada escolar). A base de dados empregada foi o Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB), realizada pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), referente ao ano de 2005. Os resultados sugerem a existência de um efeito positivo do aumento da jornada escolar sobre o desempenho escolar. A ampliação de quatro para

Jaqueline Maria de Oliveira

cinco horas na jornada dos estudantes está associada a um aumento de 8,36 pontos na proficiência em matemática ou, equivalentemente, um movimento de 0,20 desvio padrão na distribuição de notas. No caso do tamanho da classe, o efeito estimado de uma redução de 38 alunos para 30 alunos é de 10,67 pontos, um movimento de 0,26 desvio padrão na distribuição de proficiência. Num segundo momento, os custos associados a essas duas políticas foram avaliados, em contraposição aos benefícios, por meio de uma análise de custo-efetividade. Os resultados indicaram que a ampliação da jornada escolar de quatro para cinco horas possui a maior razão benefício-custo, comparativamente às políticas de redução do tamanho da classe, quando as classes têm 33 alunos ou menos. Para classes maiores, a política de redução das classes é mais custo-efetiva.

## 1. Introdução

Em toda a literatura que aborda questões referentes à educação, nenhuma dúvida é lançada sobre os benefícios advindos do investimento em capital humano. Governos no mundo todo têm como uma de suas preocupações a promoção do acesso de seus cidadãos à educação.

A teoria do capital humano tem como núcleo central a ideia de que os indivíduos decidem investir em sua educação comparando as taxas de retorno privadas da escolarização, materializadas no aumento do salário potencial obtido no futuro, aos retornos de outros investimentos. As habilidades relevantes para o desempenho no mercado de trabalho, acumuladas ao longo desse processo de escolarização, constituem parte crucial da formação de capital humano e têm impacto positivo sobre os rendimentos auferidos pelos indivíduos ao longo do ciclo de vida, além de possibilitar melhores formas de inserção no mercado de trabalho.

Jaqueline Maria de Oliveira

Países cuja população é mais educada possuem uma força de trabalho mais produtiva, o que facilita a implementação de novas e melhores técnicas de produção por parte das empresas, veem intensificadas as atividades de pesquisa e desenvolvimento em novas tecnologias e, consequentemente, auferem taxas de crescimento mais elevadas. Além dos retornos econômicos, a educação atua como importante instrumento na atenuação da pobreza e das desigualdades de renda e na redução das taxas de criminalidade.

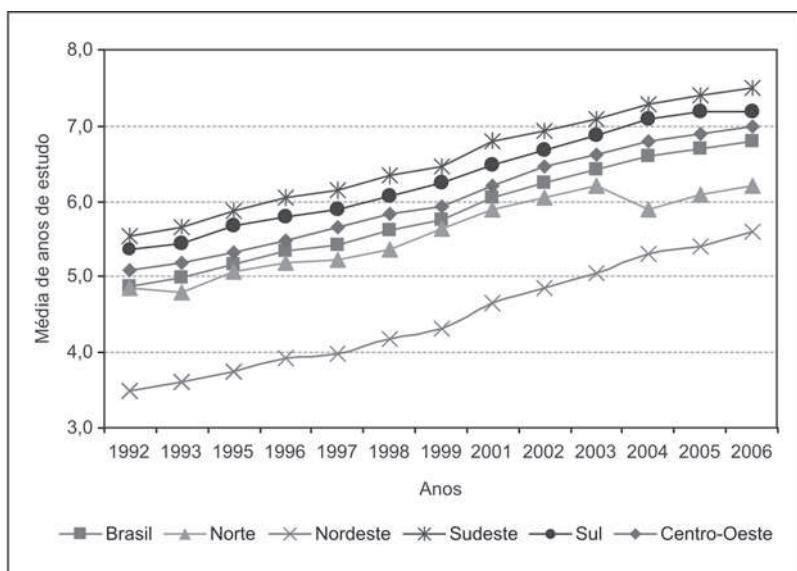
Grande parte dos estudos em economia da educação concentrou-se nos benefícios de se promoverem anos de estudos adicionais aos indivíduos, considerando ser essa a principal forma de investimento direto em capital humano. Nesse sentido, no Brasil as políticas educacionais voltaram-se principalmente para a expansão do acesso à educação. Nos últimos anos, houve uma significativa melhora dos indicadores de cobertura escolar. A taxa líquida de matrícula no ensino fundamental, que era de 64% em 1980, passou para 86% em 1991, 90% em 1995 e alcançou os 97% em 2001,<sup>1</sup> indicando que praticamente todas as crianças de 7 anos a 14 anos estão matriculadas na escola [Rigotto e Souza (2005)]. O número de alunos matriculados no ensino fundamental cresceu cerca de 30%, saltando de 25,3 milhões em 1991 para 32,5 milhões em 2000. No ensino médio, o crescimento foi de 160,4%, aumentando de 2,7 milhões de alunos matriculados em 1991 para 7,03 milhões em 2000. A população, por sua vez, cresceu 15% de 1991 a 2000 (IBGE, *Estatísticas do Século XX*). O Gráfico 1 mostra que a média de escolaridade da população em idade ativa aumentou ao longo da década de 1990 e continua em ascensão, a despeito das diferenças regionais. Esse número saltou de 5,9 anos de estudo em 1992 para 6,8 anos em 2006.

---

<sup>1</sup> Nesse indicador são consideradas as crianças de 7 anos a 14 anos matriculadas na escola em comparação ao total de crianças na população nessa faixa etária.

## Introdução

**Gráfico 1. Média de anos de estudo da população em idade ativa  
(10 anos ou mais), Brasil e regiões, 1992-2006**



Fonte: Elaboração própria com base em dados das PNADs e da Coordenação Geral de Indicadores (Ministério da Ciência e Tecnologia – MCT).

Nota: De 1990 a 2003, exclusive a população rural de Rondônia, Acre, Amazonas, Roraima, Pará e Amapá.

Recentemente, o problema da qualidade do ensino tornou-se o principal tema de estudos na agenda de pesquisa em economia da educação. Nessa gama de trabalhos, a ideia central é que a acumulação de capacidades cognitivas propiciada pelo processo educacional depende crucialmente da qualidade da educação que o indivíduo recebe. Sob esse ponto de vista, pouco adianta a ampliação do acesso se não for acompanhada de esforços no sentido de melhorar a qualidade do ensino.

No Brasil, o debate sobre a qualidade da educação vem se intensificando. Esse fato pode ser atribuído, entre outras razões, ao desem-

Jaqueline Maria de Oliveira

penho insatisfatório dos estudantes brasileiros em testes padronizados. O Gráfico 2 mostra o desempenho dos alunos de diversos países no teste padronizado aplicado pelo Programa Internacional para Avaliação de Alunos (PISA).<sup>2</sup> O Brasil aparece entre os últimos colocados na avaliação, atrás de Uruguai, Chile, México, Argentina e Colômbia.

De acordo com esse gráfico, mais de 20% dos estudantes brasileiros estão no nível 1 de proficiência e 40% estão abaixo do nível 1.<sup>3</sup>

Os resultados do SAEB também evidenciam a deficiência no aprendizado dos alunos quando se analisa o percentual de estudantes em cada estágio de competências. De acordo com dados do relatório “Avaliação da educação básica: em busca da qualidade e equidade no Brasil”, realizado pelo INEP em 2005, aproximadamente 52% dos alunos da 4<sup>a</sup> série estavam concentrados nos estágios *muito crítico* e *crítico* de proficiência em matemática, o que indica que essas crianças não conseguem solucionar problemas simples envolvendo soma ou subtração de números naturais formulados a partir de situações do cotidiano.

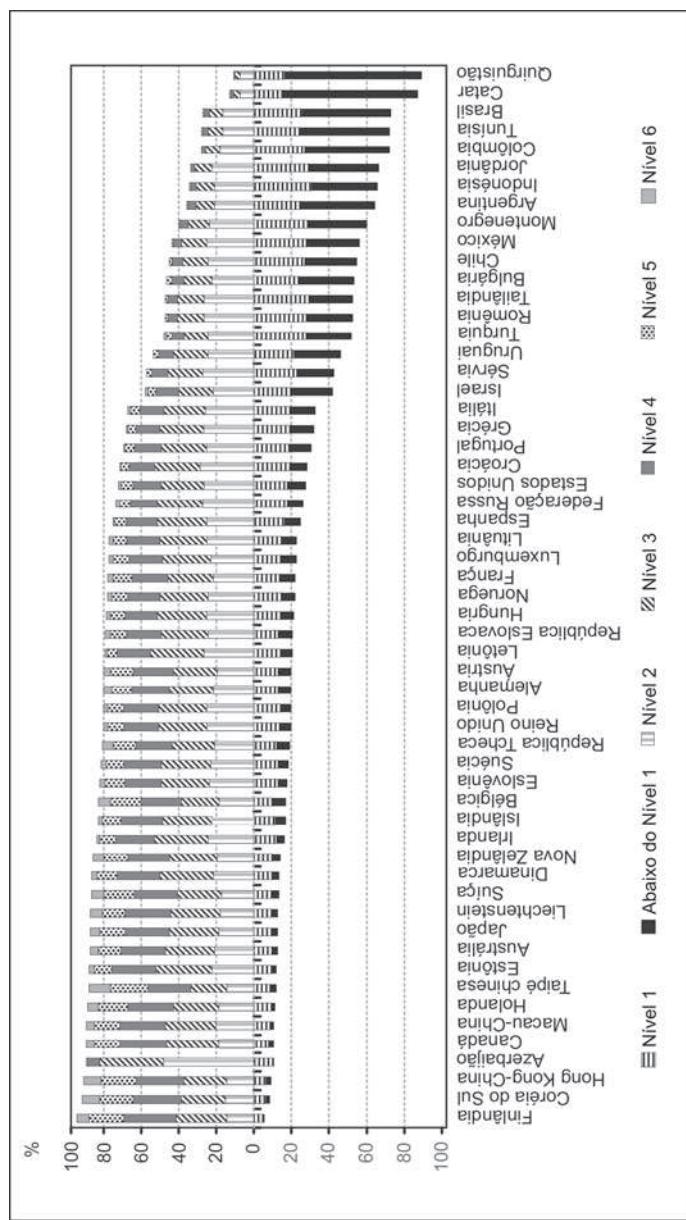
No que se refere à educação pública, o governo tem papel fundamental na trajetória de construção de capital humano de suas crianças,

---

<sup>2</sup> O PISA (Programme for International Student Assessment, na denominação original) é um programa internacional de avaliação comparada cuja principal finalidade é produzir indicadores sobre a efetividade dos sistemas educacionais, avaliando o desempenho de alunos na faixa dos 15 anos, idade em que se pressupõe o término da escolaridade básica obrigatória na maioria dos países. Esse programa é desenvolvido e coordenado internacionalmente pela Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), e em cada país participante há uma coordenação nacional. No Brasil, o PISA é coordenado pelo INEP.

<sup>3</sup> Segundo o relatório PISA 2006, estudantes do nível 1 são aptos a solucionar problemas envolvendo apenas contextos familiares em que toda informação relevante esteja disponível e as questões sejam claramente definidas. Estudantes abaixo do nível 1 não demonstram sucesso nos tipos mais básicos de habilidades matemáticas que o teste pretende avaliar. Esses estudantes conseguem resolver pouco menos da metade dos problemas em um teste aplicável a estudantes que se encontram no nível 1.

Gráfico 2. Porcentagem dos estudantes em cada nível de proficiência na escala do teste de matemática, 2006



Fonte: Adaptado de OCDE, PISA 2006.

Jaqueline Maria de Oliveira

que constituirão parte da força de trabalho futura. E, seja qual for o tipo de benefício advindo da educação, a questão que deve ser levantada refere-se à quantidade de recursos que devem ser investidos e, principalmente, como devem ser investidos, dado que os investimentos em educação se realizam a expensas de alternativas, tanto públicas quanto privadas, de uso de tais recursos.

Os resultados providos pela literatura acerca do efeito dos recursos escolares sobre o processo educacional e o consequente impacto no desempenho dos estudantes são bastante controversos. Enquanto alguns trabalhos defendem a tese de que não existe uma relação entre o aumento dos gastos em insumos escolares e o desempenho escolar [Hanushek (1986 e 1998)], outros concluem que essa relação existe e é grande o suficiente para ser considerada relevante [Hedges, Laine e Greenwald (1994) e Krueger (1999 e 2003)].

A questão da identificação dos impactos dos gastos em recursos escolares sobre o desempenho educacional tem implicações importantes para a formulação de políticas públicas. Porém, tão importante quanto detectar qual tipo de investimento tem maior impacto é verificar os custos associados a cada intervenção. Os trabalhos existentes na literatura brasileira têm buscado identificar os determinantes do desempenho escolar dos alunos e orientar a formulação de políticas educacionais por meio da estimação de funções de produção de educação. Contudo, como potencialmente a seleção dos insumos escolares empregados no processo educacional é endógena, ou seja, pode estar correlacionada com fatores não observáveis que também interferem no resultado escolar, faz-se necessário o uso de estratégias de identificação do efeito causal desses insumos sobre a proficiência. Além disso, não há uma preocupação sistemática com a questão dos custos associados às políticas que envolvem a ampliação dos gastos públicos. Trata-se não apenas de identificar se o aumento dos gastos em insumos escolares impacta a proficiência, mas também se os benefícios justificam os custos e em que medida.

## Introdução

O objetivo do presente estudo é contribuir para a identificação do efeito causal de reduções no tamanho da classe e de ampliação da jornada escolar sobre o rendimento escolar em matemática dos estudantes brasileiros da 4<sup>a</sup> série do ensino fundamental de escolas de área urbana e que pertençam à rede pública de ensino. Para tanto, serão utilizados os estimadores de *matching* aplicados aos dados do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB) referentes ao ano de 2005. Num segundo momento, pretende-se avaliar os custos associados a essas duas políticas em contraposição aos benefícios por meio de uma análise de custo-efetividade.

O trabalho encontra-se dividido em seis capítulos, além desta introdução. O segundo capítulo apresenta alguns trabalhos empíricos que discutem a importância da qualidade da educação para o desempenho econômico dos países e o sucesso dos indivíduos no mercado de trabalho. Além disso, o capítulo trata da discussão presente na literatura a respeito da relação entre insumos escolares e proficiência, enfatizando o papel do tamanho da classe e da jornada escolar no contexto da controvérsia “*Does money matter?*”. O terceiro capítulo reúne alguns dados para o Brasil e grandes regiões sobre a evolução dos gastos públicos em educação, dos insumos escolares (tamanho de classe e jornada escolar) e do desempenho escolar, apresentando comparações com outros países.

O quarto capítulo discute os aspectos metodológicos da estimação do efeito do tratamento do tamanho da classe sobre a proficiência. Mais especificamente, apresenta o método de *propensity score matching* para o caso em que a variável de tratamento é contínua, e o *generalized propensity score matching*, na tentativa de lidar com o potencial problema da seleção endógena do insumo tamanho da classe. O quarto capítulo também descreve as variáveis e a base de dados do SAEB produzida pelo INEP, utilizadas no exercício empírico proposto. O quinto capítulo analisa os resultados produzidos pelo método GPS (*generalized propensity score*), ou seja, o efeito do tratamento do

Jaqueline Maria de Oliveira

tamanho da classe sobre a proficiência dos estudantes da 4<sup>a</sup> série da rede pública em matemática. Esse capítulo também discute a estimativa do efeito do tratamento associado ao aumento da jornada escolar, para a qual foi empregado o estimador *nearest neighbor matching*, com correção de viés para o tratamento binário.

O sexto capítulo tem como principal objetivo discutir qual das duas intervenções – a redução do tamanho da classe e a ampliação da jornada escolar – possui a maior razão entre benefícios, medidos em termos de acréscimo na proficiência, e custos de implementação. É apresentada a metodologia de análise custo-efetividade, utilizada para comparar as duas políticas.

Por fim, o sétimo capítulo conclui o estudo, discutindo as implicações de políticas públicas dos resultados produzidos e os potenciais problemas que podem comprometer tais resultados.

## 2. Revisão bibliográfica

### 2.1 Qualidade da educação e a economia

Uma educação de melhor qualidade gera benefícios não apenas para o indivíduo que a recebe, mas também para a sociedade como um todo. O estoque de capital humano de um país está diretamente relacionado à produção científica e tecnológica, que, por sua vez, é fundamental para o crescimento econômico. Na medida em que a formação desse capital humano depende da qualidade do ensino que os indivíduos receberam no passado, as políticas públicas devem ir além da promoção de anos adicionais de escolaridade.

Em um trabalho seminal, Hanushek e Kimko (2000) encontraram evidências de uma relação causal entre a qualidade da educação, medida por notas em testes de matemática e ciências, e as taxas de crescimento das diversas nações. Utilizando uma amostra de imigrantes que vivem

Jaqueline Maria de Oliveira

nos Estados Unidos, os autores mostraram que o desempenho nos testes padronizados internacionais estava relacionado a diferenças de produtividade, o que justificaria a interpretação causal de seus resultados. Foram encontradas evidências de que uma diferença de um desvio padrão na distribuição das notas estava associada a uma diferença de 1% na taxa de crescimento anual do PIB *per capita* dos países. Segundo os autores, essa relação se mostra forte, estável e consistente e se mantém mesmo quando os países do Leste Asiático são excluídos da análise.

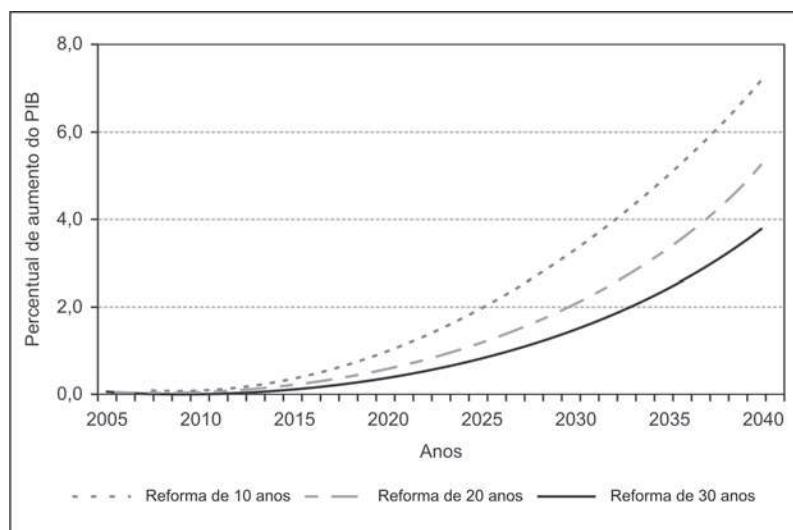
Considerando o tempo necessário para que as reformas educacionais surtam efeito sobre a qualidade da educação, existem evidências de que mesmo uma política que levaria 30 anos para alterar em 0,5 desvio padrão a distribuição das notas teria um efeito de longo prazo significativo sobre o PIB [Hanushek (2002)].<sup>4</sup> Tal fato pode ser visualizado no Gráfico 3. Considerando uma reforma de 30 anos, em 2040 o PIB seria quase 4% mais elevado do que o projetado sem a reforma. Nesse sentido, Hanushek afirma que investimentos públicos em melhorias da qualidade teriam efeitos de longo prazo que compensariam os gastos com a reforma educacional.

Também existem indícios de que a qualidade da educação afeta a produtividade e os rendimentos dos indivíduos. Alguns estudos feitos para os Estados Unidos empregaram bases de dados nacionalmente representativas que seguiram os estudantes depois de terem deixado a escola e ingressado na força de trabalho. Foram encontradas evidências de que o aumento de um desvio padrão no desempenho em teste de matemática no último ano do ensino médio estava associado a um crescimento de 12% nos rendimentos anuais [Hanushek (2002)]. Murnane, Willett e Levy (1995), analisando dados longitudinais de homens

---

<sup>4</sup> As notas utilizadas na análise são compostas pelos resultados de testes internacionais padronizados realizados pela International Association for the Evaluation of Educational Achievement (IAE) e pelo International Assessment of Educational Progress (IAEP). Para mais detalhes, ver Hanushek e Kimko (2000).

**Gráfico 3. Impacto de uma melhora de 0,5 desvio padrão no desempenho em testes padronizados sobre o crescimento do PIB *per capita***



Fonte: Adaptado de Hanushek (2002).

americanos que se graduaram no ensino secundário em 1972 e 1980, encontraram evidências de que, embora a nota em testes de matemática não seja positivamente correlacionada a salários obtidos dois anos depois da formação, existe correlação com salários obtidos seis anos depois.

Para Hanushek, a evidência em favor de um efeito positivo e significativo do desempenho nos testes sobre os rendimentos futuros é ainda mais contundente quando se leva em conta que esses resultados são subestimados. Isso ocorre porque as estimativas são obtidas quando os trabalhadores acabaram de sair da escola e ingressaram no mercado de trabalho e o impacto do desempenho nos testes sobre o salário aumenta com a experiência.

A qualidade da educação não teria impacto apenas sobre os salários recebidos após os estudantes saírem da escola, mas também

Jaqueline Maria de Oliveira

sobre a decisão de permanecer estudando quando eles estão em idade escolar. Utilizando dados de alunos de escolas primárias no Egito nos anos letivos de 1978-1979 e 1979-1980, Hanushek, Lavy e Hitomi (2006) encontraram evidências de que melhores escolas<sup>5</sup> reduzem a probabilidade de evasão. Os estudantes percebem diferenças de qualidade entre escolas e tomam decisões com base nessas diferenças. Melhorar a qualidade das escolas até equipará-las àquelas com mais alta qualidade reduziria em dois terços ou mais a taxa de evasão, de acordo com os autores.

Além das evidências de que os benefícios de uma educação de qualidade são relevantes para indivíduo e sociedade, alguns trabalhos que buscaram estimar os retornos privados e sociais associados à qualidade de educação em contraposição aos retornos da quantidade encontraram evidências de que vale mais a pena investir em qualidade do que em quantidade. Behrman e Birdsall (1983), utilizando dados do censo brasileiro de 1970, concluíram que tanto os retornos privados quanto os retornos sociais da qualidade são substancialmente mais elevados comparativamente àqueles calculados para a quantidade de educação. Behrman, Ross e Sabot (2002), em estudo realizado para o Paquistão, encontraram evidências de que, nesse país, investir em aprofundamento da qualidade da educação primária tem retorno maior do que investir em ampliação do acesso à escola secundária.

Se por um lado os estudiosos da área parecem não discordar de que a qualidade da educação apresenta efeitos positivos e relevantes sobre diversos resultados econômicos, por outro, ainda não há consenso sobre quais seriam os meios mais adequados de melhorar a qualidade do ensino. A seguir serão apresentadas algumas evidên-

---

<sup>5</sup> A qualidade da escola é definida com base em um modelo de valor adicionado em que é tida como o ganho de desempenho em testes de proficiência que um estudante espera obter ao frequentar uma dada escola por um ano adicional. Variações no desempenho individual e no *background* familiar são mantidas constantes.

cias no sentido de investigar os fatores que afetam a proficiência dos estudantes e, mais especificamente, alguns resultados presentes na literatura referentes ao efeito do tamanho da classe e da jornada escolar sobre o desempenho escolar.

## 2.2 Controvérsia “*Does money matter?*”

Identificar os efeitos dos insumos escolares sobre o desempenho educacional é fundamental para o desenvolvimento de políticas educacionais que visem melhorar a qualidade do ensino público. Isso porque, dada a restrição de recursos, investir em medidas que têm pouco ou nenhum impacto se traduz em ineficiência, uma vez que esses gastos são realizados a expensas de demais alternativas de emprego do recurso público.

A maior parte dos estudos que tratam da questão adota uma abordagem cujo objetivo é a estimativa de uma função de produção de educação. Hanushek (1979) discute aspectos conceituais e empíricos das funções de produção de educação. O modelo conceitual geral define o desempenho de um dado aluno em um ponto no tempo como uma função dos insumos familiares, características dos pares ou outros estudantes, características das escolas e professores. Esses insumos interagem uns com os outros e com habilidades inatas, ou “potencial de aprendizado” do estudante. Além disso, devem ser considerados também os insumos providos no passado, na medida em que o processo educacional teria um caráter cumulativo.

A família impacta a educação do aluno por meio do provimento de condições físicas, atitude em relação à formação do indivíduo, envolvimento direto no processo educacional, entre outros. Esses insumos seriam mensurados pelas características sociodemográficas das famílias, tais como educação e ocupação dos pais, renda, tamanho da família. Os pares atuam da mesma forma que a família, e esse efeito seria mensurado pelo *status* socioeconômico dos colegas de

classe. Os insumos escolares podem incluir variáveis relacionadas às características dos professores (nível de educação, sexo, raça, experiência e outros), da organização da escola (tamanho da classe, instalações, gastos administrativos) e do distrito ou da comunidade (como nível médio de despesas).

Não existe um consenso na literatura a respeito da importância relativa desses diversos insumos sobre o produto escolar. Em outras palavras, ainda não se conseguiram estimativas consistentes dos coeficientes técnicos desses insumos. As evidências dos diversos estudos existentes sobre o tema e suas abordagens empíricas são variadas. Alguns afirmam existir um efeito positivo e de magnitude elevada dos insumos escolares sobre o desempenho; outros constatam que há pouco ou nenhum efeito; e ainda há estudos que encontram evidências de que recursos escolares são negativamente relacionados ao desempenho escolar.

De acordo com Hanushek (1986 e 2002), diferenças na qualidade não parecem refletir variações nos gastos, tamanho de classe ou outras medidas comuns de características das escolas e professores. Analisando 376 estimativas de funções de produção de educação, o autor argumenta que a maior parte delas aponta a relação entre os insumos escolares e o desempenho educacional como estatisticamente insignificante. Os resultados são apresentados na Tabela 1.<sup>6</sup>

O autor conclui não haver relação sistemática entre gastos em insumos escolares e desempenho, e, na medida em que pagam por esses insumos, as escolas estariam operando inefficientemente.

Por outro lado, alguns estudos desafiam as conclusões obtidas por Hanushek e afirmam que a relação entre insumos escolares e desem-

---

<sup>6</sup> Como critério mínimo para a qualidade das estimativas produzidas, Hanushek (1986 e 2002) estabeleceu que essas estimativas deveriam ser originadas de modelos estatísticos que incluíssem alguma medida de diferenças de *background* familiar.

**Tabela 1. Sumário dos sinais e significância estatística  
dos coeficientes estimados de variáveis de gastos  
de 376 estudos de funções de produção de educação**

Recursos	Número de estimações	Estatisticamente significante (%)		Estatisticamente insignificante (%)
		Positivo	Negativo	
<b>Recursos escolares</b>				
Relação professor- aluno	276	14	14	72
Nível de educação do professor	170	9	5	86
Experiência do professor	206	29	5	66
<b>Agregados financeiros</b>				
Salário de professor	118	20	7	73
Gasto por aluno	163	27	7	66
<b>Outros</b>				
Instalações	91	9	5	86
Administração	21	12	5	83
Avaliação de professores	41	37	10	53

Fonte: Adaptado de Hanushek (2002).

penho é positiva, estatisticamente significante e de magnitude elevada. O mais conhecido estudo favorável a essa visão é o de Hedges, Laine e Greenwald (1994). A técnica utilizada pelos autores, a meta-análise, considera não apenas os sinais, mas também as magnitudes dos efeitos estimados dos insumos escolares sobre o desempenho. Utilizando os mesmos dados empregados na análise de Hanushek (1986), os autores concluíram existir uma relação sistemática entre recursos escolares e desempenho escolar, além de uma magnitude dessa relação suficientemente grande para ser considerada relevante.

Um pouco mais à frente dos estudos mencionados anteriormente, na medida em que levam em consideração a potencial presença de viés nas estimativas de mínimos quadrados ordinários (MQO) das funções de produção de educação, Ludwig e Bassi (1999) fazem uma revisão de vários estudos que utilizaram variáveis instrumentais para tratar do problema da correlação entre os recursos escolares e as variáveis omitidas. O resumo dos principais resultados figura na Tabela 2.

Segundo os autores, na maioria dos casos as estimativas de variáveis instrumentais (VI) revelam efeito positivo e estatisticamente significante dos insumos escolares sobre o desempenho educacional, sugerindo a presença de um viés negativo de magnitude elevada o bastante para ter relevantes implicações em termos de avaliação de políticas.

Guryan (2003) também utiliza a técnica de variáveis instrumentais e encontra evidências de que existe um efeito positivo dos gastos em educação sobre o desempenho escolar. Utilizando a variação exógena nos gastos em educação derivada de uma política de equalização de fundos entre 293 distritos escolares no estado americano de Massachusetts, o autor conclui que aumentos nos gastos por aluno levam a significativos aumentos nas notas de testes de matemática, leitura, ciências e estudos sociais de estudantes de 4<sup>a</sup> e 8<sup>a</sup> séries.

## Revisão bibliográfica

**Tabela 2. Estudos de VI sobre o efeito dos recursos escolares no desempenho**

Estudo	Amostra	Variável instrumental	Resultado
Angrist and Lavy (1999)	Salas de aula israelenses em 1991 (2.053 alunos de 4 <sup>a</sup> série e 2.024 alunos de 5 <sup>a</sup> série) e 1992 (2.162 alunos de 3 <sup>a</sup> série)	Variação na matrícula escolar interagiu com as normas do tamanho de classes israelenses	Efeito do tamanho da classe nas notas nos testes de matemática na 5 <sup>a</sup> série; efeito modesto em testes de leitura na 4 <sup>a</sup> série; nenhum efeito na 3 <sup>a</sup> série
Krueger (1999)	11.600 alunos de K-3 no experimento Star Tennessee, 1985-1986	Distribuição aleatória dos alunos entre diferentes “tratamentos” de tamanho da classe	Efeito positivo nas notas dos alunos inicialmente alocados em turmas pequenas, porém, ganhos modestos nos anos seguintes
Hoxby (2000)	Dados escolares de Connecticut para coortes nascidas em 1965-1987	Variação populacional	Sem efeitos do tamanho de classe nos testes dos alunos
Ludwig (1999)	9.500 alunos no Estudo Longitudinal de Educação Nacional (NELS), 1988-1992 <sup>a</sup>	Ajuda estadual e federal interagiu com taxa de deficiência escolar	Impacto modesto da relação aluno-professor e do salário do professor nos testes de matemática; relação não muito clara para testes de leitura
Figlio (1997)	5.600 alunos no Estudo Longitudinal de Educação Nacional, 1988-1990 <sup>b</sup>	Restrições do imposto predial e territorial	Restrições fiscais reduzem o gasto escolar e os testes dos alunos
Card e Payne (1998)	Amostras anuais de 100 mil tomadores de SAT, 1978-1992	Reformas financeiras escolares	Efeito positivo (porém modesto) de um aumento nos recursos escolares nas notas do SAT
Cullen (1997)	5 mil escolas do Texas, 1993-1995	Variação na matrícula escolar de educação especial	Efeitos positivos do gasto escolar nos testes dos alunos

Fonte: Adaptado de Ludwig e Bassi (1999).

<sup>a</sup> Todos os alunos de escola pública no NELS que participaram em cada uma das três pesquisas entre 1988 e 1992.

<sup>b</sup> 5.600 alunos de escola pública em NELS que não mudaram de escola entre 1988 e 1990 e para os quais não havia valores desconhecidos com as covariadas de interesse.

Jaqueline Maria de Oliveira

O resultado obtido implica que um aumento de US\$ 1.000 nos gastos por aluno está associado a um crescimento de cerca de um terço a meio desvio padrão na nota média nos testes.

Em estudo mais recente, Rivkin, Hanushek e Kain (2005) encontraram evidências de que a qualidade do professor, mais do que características observáveis de escolas e professores, é um fator determinante no desempenho escolar. Na análise baseada no modelo do valor adicionado, cujo foco está nos determinantes da *taxa* de aprendizado ao longo do tempo, os autores utilizaram dados do UTD Texas Schools Project. Essa base apresenta informações em painel da proficiência em matemática e leitura de todos os estudantes de escolas públicas do estado americano do Texas e é composta por dados de três coortes, cada uma com mais de 200 mil observações de estudantes de três mil escolas públicas de ensino fundamental. Os autores concluíram que o tamanho da classe tem efeito significativo sobre a taxa de crescimento da proficiência em matemática e leitura, embora esse efeito tenha baixa magnitude. Além disso, existem evidências de que a variação na qualidade dos professores dentro de uma mesma escola é relevante para explicar o desempenho escolar, e tal variação, por sua vez, não é explicada por características observáveis, como escolaridade e experiência.

Diante do exposto, é possível concluir que a controvérsia “*Does money matter?*” está longe de ter um fim, dado que os resultados variam consideravelmente, dependendo da região analisada e da metodologia empregada. Contudo, mesmo que a literatura produza mais evidências em favor de uma relação sistemática entre recursos escolares e desempenho, apenas essa informação não é suficiente para justificar a implementação de algumas políticas. Considerações sobre os custos de diversas alternativas de investimento para fins de melhora na qualidade do ensino devem ser incorporadas às análises sobre o tema.

### 2.2.1 Tamanho da classe

No contexto da controvérsia “*Does money matter?*”, os estudos a respeito do efeito do tamanho da classe sobre a proficiência geram resultados bastante discordantes. Uma rápida análise de alguns trabalhos produzidos sobre o tema deixa bem claro que não há consenso a respeito da eficácia de políticas de redução do tamanho da classe para a promoção de melhorias no desempenho dos estudantes.

De um lado, Hanushek (1998) defende a ideia de que políticas de redução do tamanho da classe não têm impacto significativo sobre o desempenho do aluno e, ao mesmo tempo, são uma medida bastante cara e, por essa razão, ineficiente. O autor mostra evidências de que nos Estados Unidos, no agregado, embora a relação aluno-professor tenha caído substancialmente ao longo das décadas de 1980 e 1990, a proficiência escolar dos estudantes não melhorou. Para o autor, mesmo a explicação do efeito adverso da absorção de estudantes menos preparados não é suficiente para justificar um padrão mais geral.

A meta-análise realizada por Hanushek (1998) reuniu 90 publicações individuais, que continham ao todo 377 estimativas separadas de funções de produção relacionando o tamanho da classe a medidas de desempenho escolar, controlando essas estimativas por *background* familiar e outros insumos. Das 377 estimativas, 277 utilizaram como variável explicativa a razão professor-aluno. Desse total, apenas 15% encontraram uma relação negativa estatisticamente significante entre o tamanho da classe e o desempenho, 13% evidenciaram relação positiva e significante e os 72% restantes mostraram que não há relação entre as variáveis. Indo mais adiante, ao separar as estimativas entre escolas primárias e secundárias, o autor afirma que para escolas primárias há evidências de que o impacto de salas menores sobre o desempenho é negativo.

Jaqueline Maria de Oliveira

Em suas interpretações sobre os resultados do único experimento aleatório de larga escala sobre o tamanho de classes realizado nos Estados Unidos, o Projeto Star,<sup>7</sup> Hanushek (1998) constatou que, nos testes de matemática e leitura, embora os estudantes de classes reduzidas tenham obtido um desempenho médio significativamente maior no fim da pré-escola, esse diferencial observado manteve-se no mesmo nível ao longo da 1<sup>a</sup>, 2<sup>a</sup> e 3<sup>a</sup> séries. Sua interpretação para o resultado observado é que classes reduzidas têm apenas o efeito de um período sobre a proficiência, que não estaria relacionado à aquisição de capacidades cognitivas por si só e que refletiria somente uma espécie de treinamento para as atividades da escola. Em suma, o autor afirma que os dados do Star não fornecem evidências em favor de uma redução em massa das classes ao longo das séries, nem do impacto de reduções de menor escala. Ressalta ainda que tal política seria efetiva apenas se as novas contratações de professores resultantes da redução das classes elevassem a qualidade média dos professores.

Oferecendo evidências adicionais contra a implementação de políticas de redução do tamanho das classes, o estudo de Rivkin, Hanushek e Kain (2005), descrito na seção anterior, conclui que os efeitos de uma redução de 10 estudantes no tamanho da classe são menores do que o benefício gerado por um incremento de um desvio padrão na distribuição da qualidade dos professores.

---

<sup>7</sup> O Projeto Star (Student/Teacher Achievement Ratio Experiment) é um estudo longitudinal no qual estudantes da pré-escola e seus professores foram aleatoriamente distribuídos entre três diferentes tamanhos de classe: pequenas classes (13-17 estudantes), classes regulares (22-25 estudantes) e classes regulares com professor ajudante (22-25 estudantes). A distribuição aleatória foi feita dentro das escolas. Cada aluno alocado para uma classe pequena permanecia nela da pré-escola até a 3<sup>a</sup> série. Ao fim de cada série, todos os estudantes, de classes pequenas e regulares, realizavam testes padronizados.

## Revisão bibliográfica

Enquanto Hanushek ataca políticas de redução em massa do tamanho das classes e alega que o único insumo escolar realmente importante na determinação do desempenho dos alunos é a qualidade do professor,<sup>8</sup> Krueger afirma que os ganhos com a redução das salas de aula são consideráveis. A lógica do argumento favorável é que salas menores têm um impacto positivo no desempenho, na medida em que os estudantes aprendem mais devido ao menor número de interrupções provocadas pelos demais alunos e pelo fato de que eles se comportam melhor quando supervisionados mais de perto. Além disso, em salas pequenas, os professores podem direcionar a atenção para cada estudante de acordo com suas necessidades particulares.

Existe um número relevante de trabalhos na literatura sobre o tamanho da classe que encontram evidências de um efeito significativo desse insumo escolar sobre a proficiência, utilizando diversas estratégias de forma a identificar uma relação causal. Krueger (1999), com base nos resultados do experimento aleatório conhecido como Projeto Star, conclui que, na média, a proficiência dos estudantes em testes padronizados aumentou quatro percentis na distribuição de notas no primeiro ano em que eles estiveram em uma sala pequena e que a vantagem desses estudantes se expandiu em torno de um percentil em cada ano subsequente, contradizendo a conclusão de Hanushek (1998) de que o efeito positivo de classes reduzidas seria de apenas um período. Rebatendo a crítica de Hanushek, o qual afirmou que, mesmo tendo a redução das classes algum impacto positivo sobre o desempenho em situações particulares, os elevados custos dessa política não justificariam a sua implementação, Krueger (2003) faz uma análise de custo-benefício com base nos resultados do Projeto

---

<sup>8</sup> Rivkin, Hanushek e Kain (2005) encontraram evidências de que a variação no tamanho da classe explica apenas uma pequena parte da variação no desempenho dos alunos, enquanto a qualidade do professor se mostra bem mais significativa.

Jaqueline Maria de Oliveira

Star e mostra que a taxa interna de retorno da redução de tamanho da classe de 22 para 15 estudantes é de cerca de 6%.<sup>9</sup>

Além de Krueger, outros trabalhos encontraram evidências a favor da existência de um efeito classe significativo e com magnitude suficiente para gerar movimentos relevantes ao longo da distribuição dos testes. Finn e Achilles (1990), também com base nos resultados do Projeto Star, concluíram que o efeito de uma redução de oito alunos estaria entre 0,13 e 0,27 desvio padrão. Angrist e Lavy (1999), utilizando uma relação não linear entre o número de matrículas e o tamanho da classe gerada pela regra de Maimônides, que determina um tamanho máximo de 40 alunos nas escolas em Israel, aplicaram o estimador de variáveis instrumentais e encontraram um efeito classe de aproximadamente 0,18 desvio padrão para uma redução de oito alunos. Utilizando o padrão de alocação de professores próprio das escolas na Bolívia como estratégia de identificação, Urquiola (2000) também aplica o estimador de variáveis instrumentais e encontra estimativas do efeito classe entre 0,17 e 0,26 desvio padrão para a mesma redução no tamanho da classe.

A exposição realizada nos parágrafos anteriores deixa evidente a falta de consenso entre os estudiosos a respeito da importância relativa dos recursos escolares, mais especificamente o tamanho das classes, sobre o aprendizado dos alunos. Se na verdade o número de alunos comportados dentro de uma mesma sala de aula não afeta o seu desempenho, é possível cada vez mais atrair alunos para as escolas, sem se preocupar com a perda da qualidade do ensino. Logo, mais recursos

---

<sup>9</sup> Esse valor foi obtido considerando-se que o aumento de um desvio padrão nas notas dos testes, proporcionado pela redução das classes, geraria um acréscimo de 8% nos salários futuros e que a taxa de crescimento dos ganhos seria de 1% ao ano. Para o cálculo do valor presente dos custos, utilizou-se uma estimativa do aumento dos gastos devido à expansão de 47% no número de classes, advinda da redução das classes. Para uma descrição detalhada da forma de cálculo da taxa interna de retorno, ver Krueger (2003).

poderiam ser direcionados a outros insumos que não salas de aula reduzidas. Se, por outro lado, o tamanho das salas de aula for fundamental para os objetivos de provimento de uma educação de mais qualidade, isso significa que, para um dado nível de eficiência, o aumento do número de matrículas requer crescimento da quantidade de recursos, se se objetiva manter ou mesmo ampliar a qualidade do ensino. Como a expansão do acesso ao ensino, principalmente em níveis iniciais, tem sido um objetivo comum dos governos de países em desenvolvimento, essa é uma questão que deve ser levada em conta.

*Dificuldades na estimação do efeito tamanho da classe*

Para avaliar as implicações de uma política de redução do tamanho da classe, é preciso compreender melhor quais são os mecanismos pelos quais essa variável pode afetar a proficiência. A princípio, existem dois canais pelos quais o acréscimo de um estudante em sala de aula afeta o desempenho: o efeito tamanho da classe e o efeito dos pares (ou *peer effect*).

O primeiro canal pode atuar por meio da redução do “insumo professor” e ou pelo “efeito lotação”. O acréscimo de um aluno na sala de aula reduz a quantidade de “insumo professor” destinado a cada aluno individualmente. Porém, essa redução é mais acentuada quando partimos de tamanhos iniciais de classe bem pequenos do que para tamanhos iniciais de classe maiores. Para ver como isso funciona, supondo que o insumo professor seja dividido igualmente entre os alunos da classe, o aumento de 30 para 31 reduz em  $0,0010 (=1/30)-(1/31)$  a quantidade de insumo professor-aluno, enquanto o aumento de 10 para 11 alunos reduz essa quantidade em  $0,0076 (=1/10)-(1/11)$ , uma redução cerca de sete vezes maior. Intuitivamente, podemos dizer que, em classes pequenas, como de 10 alunos, a atenção recebida individualmente por aluno é tal que o acréscimo de um aluno tem impacto mais relevante do que em uma turma que já tenha 30 alunos, por exemplo.

Jaqueline Maria de Oliveira

O “efeito lotação” é talvez o mais comumente associado ao aumento do tamanho da classe. Ao contrário do mencionado no parágrafo anterior, ele atua mais significativamente em classes em que o número de alunos é muito elevado. Em uma sala de aula com 40 alunos, por exemplo, o aprendizado pode ser prejudicado pelo aumento das interrupções devido à indisciplina, e o atendimento das necessidades específicas de cada aluno é praticamente inviável. Além disso, classes superlotadas são vistas pelos professores como sobrecarga de trabalho, podendo incentivar faltas e diminuição do esforço por parte desses professores, com impacto negativo sobre a proficiência.

O segundo canal é a externalidade gerada pelos pares, conhecido por *peer effect*. Quando um estudante é adicionado a uma sala de aula, ele irá interagir com os demais alunos e, possivelmente, influenciar o desempenho escolar. O argumento é que o acréscimo de um aluno na sala de aula, sendo ele diferente de pelo menos um dos demais, pode gerar o que se chama de *learning spillovers*. Se o aluno adicional possui mais habilidade, é provável que ele afete positivamente o rendimento dos demais alunos. Se esse aluno possui um desempenho potencial menor em relação aos outros alunos da classe, pode ser que ele impacte negativamente a proficiência dos demais. Entretanto, se é verdade que existe uma assimetria em que os piores alunos se beneficiam mais da exposição a bons alunos do que o contrário [Hoxby (2000)], é provável que, ao se adicionar um novo aluno diferente dos demais, controlando-se pelo efeito tamanho da classe, as externalidades geradas sejam positivas. Se o aluno adicional for igual aos demais em termos de habilidade, então não existirão *learning spillovers*, e o único meio de esse aluno adicional impactar a proficiência seria por intermédio do efeito tamanho da classe [Duflo, Dupas e Kremer (2007)].

Suponhamos, contudo, que o efeito dos pares possa ser controlado se se considera uma classe de alunos hipoteticamente idênticos.

## Revisão bibliográfica

Nesse caso, deve-se perguntar se existe algum mecanismo pelo qual o acréscimo de um aluno idêntico aos demais pode afetar positivamente o desempenho escolar. Uma possibilidade é a de que, em uma turma de alunos homogêneos, a competição entre os estudantes seja maior devido à necessidade de se destacar dos demais. Contudo, a probabilidade de se destacar diminui à medida que o tamanho da classe aumenta, o que exige mais esforço por parte dos alunos. Ao mesmo tempo, pode ser mais recompensador para o aluno se destacar dentre um número maior de alunos do que em uma turma com poucos estudantes.

Diante do exposto, fica claro que estimar o efeito tamanho da classe não é uma tarefa simples. Além das interações desse efeito com o efeito dos pares, existe o fato de que a alocação dos alunos entre diferentes tamanhos de classe não é exógena, ou seja, é tipicamente correlacionada a fatores não observados que também afetam o desempenho escolar.

Alguns estudos argumentam que o tamanho da classe é positivamente relacionado ao número de alunos. Se o fato de possuir um maior número de alunos significa que a escola é mais demandada pelos pais de alunos por ser melhor que as demais, então o número de matrículas está correlacionado ao *status socioeconômico* e, consequentemente, ao desempenho escolar [Urquiola (2000)]. Se existem requerimentos com relação à residência na escolha da escola, ainda assim é provável que escolas maiores estejam localizadas em regiões mais prósperas onde a taxa de frequência escolar é maior. Mesmo que variáveis socioeconômicas sejam utilizadas como controle, outras características não observadas, tais como preferências e comportamento dos pais diante dos estudos, estariam correlacionadas positivamente à matrícula e, consequentemente, ao tamanho da classe.

Além disso, é provável que exista um viés de seleção na relação entre proficiência e tamanho da classe gerado dentro da escola, e não

apenas entre as escolas. Por exemplo, os diretores podem agrupar os alunos com problemas de aprendizado em turmas menores [Angrist e Levy (1999)]. Assim, a não utilização de uma estratégia de identificação pode levar a concluir que maiores salas de aula não têm efeito ou, mesmo, que afetam positivamente a proficiência.

As fontes de viés de seleção comprometem as conclusões de estudos que não empregam uma estratégia de identificação satisfatória e são motivo de toda a controvérsia na literatura discutida anteriormente. O objetivo deste trabalho é tentar amenizar esses problemas por meio da aplicação do *propensity score matching* para tratamento contínuo. O método e sua aplicação serão discutidos nas próximas seções.

### 2.2.2 Jornada escolar

No Brasil, bem mais do que redução no tamanho da classe, a ampliação da jornada escolar ou a criação de tempo integral em escolas de educação básica têm sido objeto de diversas políticas educacionais, desenvolvidas nos âmbitos tanto federal quanto estaduais e municipais, no sentido de promover melhorias no ensino público. Para se ter uma ideia dos fatos, a Comissão de Educação do Senado aprovou, em novembro de 2006, em caráter terminativo, um projeto que torna obrigatória em todo o país, no prazo de cinco anos, a oferta de ensino fundamental em tempo integral, com carga horária mínima de oito horas [Cavaliere (2007)].

Diversos estudiosos da área de educação advogam a favor da ampliação do tempo de permanência dos alunos na escola e alegam que os benefícios são consideráveis não apenas para os alunos, mas também para a sociedade. A maior permanência dos alunos nas escolas pode reduzir, por exemplo, o trabalho infantil e a marginalidade, além de constituir uma alternativa para as mães que precisam trabalhar durante todo o dia e não têm com quem deixar seus filhos.

Do ponto de vista pedagógico, a extensão do tempo na escola pode possibilitar, entre outras coisas, mais tempo para trabalhar o conteúdo acadêmico básico, suporte para estudantes com dificuldades de aprendizado, ampliação e aprofundamento da cobertura do currículo, estreitamento da relação entre o aluno e o ambiente escolar e oportunidade para o desenvolvimento profissional e a colaboração entre os professores. Todos esses fatores associados teriam um impacto esperado positivo sobre o desempenho escolar, não apenas no que diz respeito às notas em testes de proficiência, mas também sobre a redução da evasão escolar e da reprovação.

Contudo, a revisão dos trabalhos empíricos sobre o efeito do tempo no aprendizado mostra que, assim como no debate a respeito do tamanho da classe, não há consenso sobre a existência de uma relação direta entre a ampliação da jornada escolar e o desempenho. Aronson, Zimmerman e Carlos (1999) argumentam que o efeito do tempo sobre o aprendizado é complexo e depende em grande parte de como o tempo é utilizado como recurso escolar. Nesse sentido, a qualidade do tempo direcionado ao ensino é tão importante quanto a quantidade de tempo que os estudantes passam na escola.

Assim, diferentes tipos de tempo devem ser considerados, de acordo com o seu uso no processo de aprendizagem.

- *Allocated time*: é o tipo de tempo educacional mais genérico. Refere-se ao número total de dias ou horas que os estudantes devem permanecer na escola. Pode ser dividido em tempo instrucional e tempo não instrucional. O primeiro é o tempo gasto em sala de aula para a transmissão de conhecimentos sobre as disciplinas básicas ou eletivas. Tempo não instrucional, por outro lado, é o tempo destinado à alimentação, aos intervalos ou ao período entre as trocas de aulas.
- *Engaged time*: é um subconjunto do tempo instrucional. Refere-se ao tempo durante o qual os estudantes estão par-

ticipando de atividades que contribuem para o aprendizado. Exclui o tempo gasto para fazer a chamada, em socialização ou interrupções por indisciplina.

- *Academic learning time*: simplesmente porque os estudantes estão engajados em atividades de aprendizado não significa que estão aprendendo. Assim, o ALT refere-se à parcela do tempo de engajamento que os estudantes gastam trabalhando em atividades com nível de dificuldade apropriado para sua capacidade de aprendizagem.

Em relação ao impacto dos diferentes usos do tempo sobre o aprendizado, Aronson, Zimmerman e Carlos (1999), analisando os estudos existentes na literatura especializada sobre a relação entre tempo instrucional e desempenho escolar, afirmam que o impacto seria positivo, porém modesto, no caso do tempo alocado; positivo, mas ainda modesto, no caso do tempo engajado; e forte e positivo, no caso do tempo de aprendizado acadêmico.<sup>10</sup> Entre os trabalhos analisados encontra-se o de Cotton e Savard (1981), que revisaram 35 estudos sobre a relação entre os vários tipos de tempo e desempenho dos estudantes e encontraram os mesmos resultados.

Existem, entretanto, alguns estudos que concluem que mesmo a forma mais ampla de uso do tempo, o tempo alocado, atua positivamente sobre o desempenho dos estudantes.

Kidder, O'Reilly e Kiesling (1975) conduziram um estudo sobre a quantidade e a qualidade de educação para estudantes de 4<sup>a</sup> a 6<sup>a</sup> séries e concluíram que o tempo alocado está relacionado ao desempenho, mesmo quando outros fatores são controlados. Além disso, tempo de engajamento beneficia apenas estudantes com níveis de habilidade

---

<sup>10</sup> Contudo, os autores apontam algumas das limitações dos trabalhos analisados. Primeiramente, a maioria deles conta apenas com análises de correlação; até o momento, nenhum estudo controlado havia sido realizado, de maneira que os resultados obtidos permaneciam especulativos.

## Revisão bibliográfica

classificados como baixo e médio. Frederick e Walberg (1980) fazem uma revisão das pesquisas desenvolvidas sobre a relação entre diferentes medidas de alocação do tempo e algumas variáveis de aprendizado. De acordo com os autores, as horas que os estudantes permanecem em sala de aula mostraram um efeito moderado mas persistente sobre o desempenho escolar.

Cabe ressaltar que vários estudos baseiam-se em experiências de uma escola em particular ou distrito escolar, alguns focam em tipos particulares de estudantes e outros ignoram as implicações de problemas de não aleatoriedade da amostra. Boa parte dos trabalhos carece de interpretação causal, na medida em que pouco ou nenhum controle é utilizado e nenhuma estratégia de identificação é empregada. Nesse sentido, o estudo feito por Brown e Saks (1986) oferece um avanço, em termos metodológicos, para o estudo empírico da relação entre tempo e aprendizado.

Para estudar os efeitos do tempo sobre o aprendizado, Brown e Saks (1986) propuseram um modelo de curvas de aprendizagem de leitura e matemática utilizando dados de alunos da 2<sup>a</sup> e 5<sup>a</sup> séries, obtidos do *Beginning Teacher Evaluation Study* (BTES). As variáveis explicativas utilizadas foram o tempo alocado ao aprendizado, o desempenho dos estudantes na avaliação anterior e uma série de medidas de como o tempo é utilizado dentro da classe.<sup>11</sup> No BTES, 25 turmas de 2<sup>a</sup> série e 21 turmas de 5<sup>a</sup> série foram observadas durante um ano. Os estudantes foram testados três vezes durante o ano, obtendo-se dados sobre a alocação do tempo durante os intervalos de tempo entre as avaliações. Com essa estrutura de dados em painel, os autores conseguiram manter fixos as características não observáveis

---

<sup>11</sup> Proporção do tempo alocado que se transforma e tempo engajado, proporção destinada a tarefas consideradas difíceis, proporção destinada a monitoramento, entre outras.

Jaqueline Maria de Oliveira

dos alunos e o *status socioeconômico*, variáveis que afetam o desempenho nos testes e que não variam num intervalo de um ano.

Os resultados obtidos por Brown e Saks foram que o tempo alocado teve efeito positivo sobre o desempenho nas avaliações em ambas as disciplinas e para ambas as séries. O termo de interação da nota no início de um período com o tempo alocado foi negativo e significante nas curvas de aprendizagem estimadas para as duas disciplinas e nas duas séries, indicando que a efetividade do tempo alocado é maior para estudantes com baixa habilidade inicial. Por fim, contrariando alguns resultados obtidos por outros estudos que utilizaram a mesma base de dados, não foi encontrada nenhuma relação entre as medidas de usos do tempo e o desempenho.

Ainda nessa linha de pesquisa, vem crescendo o número de trabalhos empíricos que buscam verificar o impacto dos programas de jardim de infância em tempo integral sobre o desempenho dos estudantes, em comparação aos programas de meio período.

Utilizando dados do Early Childhood Longitudinal Program (ECLS-K), uma amostra nacionalmente representativa de 8.599 crianças americanas que ingressaram na pré-escola no ano letivo de 1998-1999 e foram acompanhadas até a 8ª série, DeCicca (2007) encontrou evidências de que as crianças que frequentaram a pré-escola em período integral tiveram um melhor desempenho nas avaliações realizadas após completarem a pré-escola. O benefício estimado variou conforme o gênero e a cor, mas foi significativo em todos os casos. Contudo, o impacto sobre a proficiência escolar dos alunos um ano mais tarde, chamada pelo autor de “efeito de longo prazo”, foi bastante reduzido.

Devido à falta de informações detalhadas sobre o uso do tempo em sala de aula, as análises que se seguem serão focadas no tempo alocado. Além disso, o tempo alocado é uma variável que pode ser diretamente utilizada como instrumento de política pública por ser mais facilmente manipulada do que as demais modalidades.

## Revisão bibliográfica

Assim como no caso do tamanho da classe, a identificação do efeito da jornada escolar sobre a proficiência pode ser comprometida pelo viés de seleção. Uma vez que a jornada escolar é um insumo escolar e, dessa forma, é associada à qualidade da escola, a possível seleção dos alunos com maior habilidade e com pais que valorizam mais a educação de seus filhos em escolas com jornada escolar mais extensa deve ser levada em conta. Do contrário, o efeito da jornada escolar é superestimado. O estimador de *matching* também será empregado na tentativa de lidar com esse problema.



### **3. Insumos escolares e a qualidade da educação no Brasil**

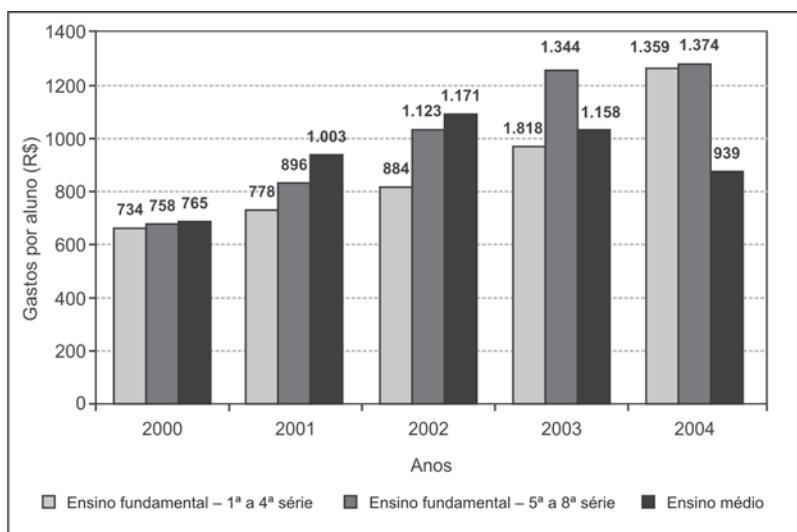
#### **3.1 Gastos em educação, tamanho da classe, jornada escolar e desempenho escolar**

##### *3.1.1 Gastos em educação*

No Brasil, o governo vem aumentando significativamente os gastos em educação, principalmente no ensino fundamental. De acordo com o Gráfico 4, em um intervalo de apenas quatro anos, os gastos públicos em educação por estudantes do ensino de 1<sup>a</sup> a 4<sup>a</sup> séries passaram de R\$ 734 em 2000 para R\$ 1.359 em 2004, um aumento de mais de 85%. As despesas com o ensino de 5<sup>a</sup> a 8<sup>a</sup> séries também se elevaram expressivamente no período, saltando de R\$ 758 por aluno em 2000 para R\$ 1.374 em 2004 (uma variação de mais de 80%).

Jaqueline Maria de Oliveira

**Gráfico 4. Gasto por aluno, por nível de ensino, Brasil, 2000-2004**



Fonte: INEP (MEC).

Notas:

1. Não inclui inativos e pensionistas.
2. Utilizou-se gasto direto: pessoal ativo, encargos sociais, despesas de custeio e despesas de capital.

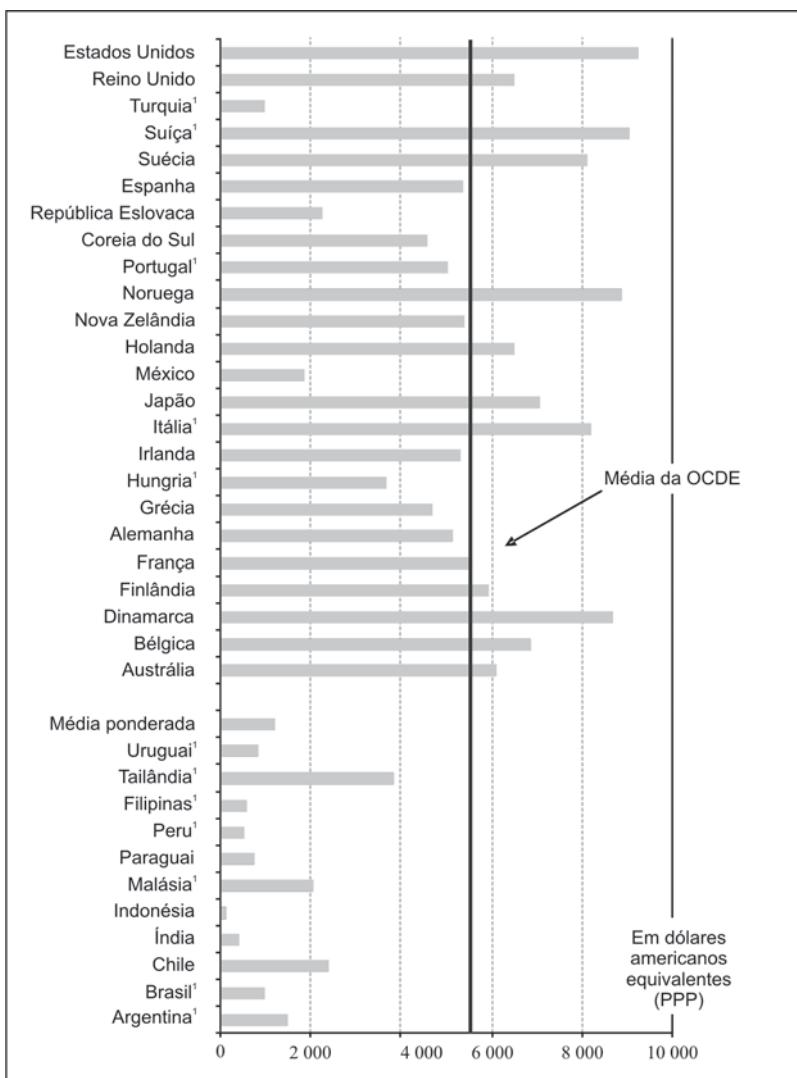
Em comparação com os países que fazem parte do World Education Indicators Programme (WEI),<sup>12</sup> contudo, os gastos no Brasil com educação primária ficaram abaixo daqueles realizados pela Argentina e pelo Chile, posicionando-se abaixo da média dos países da WEI. As informações estão contidas no Gráfico 5.

Quando a base de comparação são os países da OCDE, o Brasil está bem abaixo da média, com um gasto anual de US\$ 5.450 em educação

<sup>12</sup> Argentina, Brasil, Chile, China, Egito, Índia, Indonésia, Jamaica, Jordânia, Malásia, Paraguai, Peru, Filipinas, Rússia, Sri Lanka, Tailândia, Tunísia, Uruguai e Zimbábue.

## Insumos escolares e a qualidade da educação no Brasil

**Gráfico 5. Gastos anuais com educação primária por estudante (em US\$)**



Fontes: Adaptado de UNESCO – Institute for Statistics e World Education Indicators Programme.

<sup>1</sup> Apenas instituições públicas.

Nota: Foi considerado o ano financeiro de 2002 para o Brasil. Para os demais países, os anos de referência variam entre 2002 e 2004.

Jaqueleine Maria de Oliveira

primária. Os Estados Unidos são os campeões em gastos com educação primária, com despesas de US\$ 8.305 anuais por estudante.

Não se sabe ao certo a força da relação entre gastos em educação e desempenho escolar. Obviamente, deve-se levar em conta não apenas o quanto é gasto, mas como é gasto, já que de nada adianta o investimento de recursos em insumos escolares com pouca ou nenhuma efetividade. Contudo, os países que mais gastam em educação são, em geral, aqueles cujos estudantes têm melhor desempenho nas comparações internacionais.

### *3.1.2 Tamanho da classe*

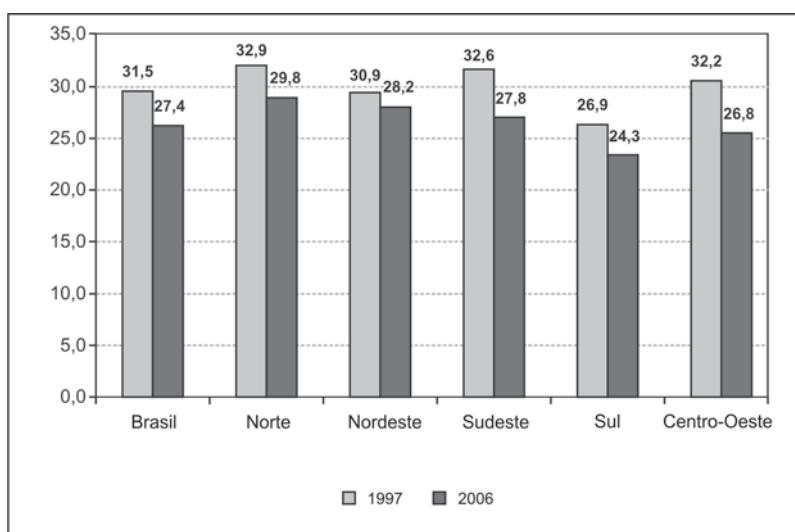
O tamanho médio das classes<sup>13</sup> no ensino fundamental vem sendo reduzido ao longo dos últimos anos. Analisando os Gráficos 6 e 7, vemos que a redução do tamanho das classes no ensino fundamental de 1<sup>a</sup> a 4<sup>a</sup> séries foi mais significativa nas escolas da rede municipal de ensino. Essa redução pode ser atribuída ao aumento dos investimentos no setor. Isso porque, enquanto o número de matrículas cresceu no período, passando de 5.368.182 em 1997 para 8.780.267 em 2006 (aumento de aproximadamente 63,5%), o número de turmas deu um salto de 179.799 em 1997 para 320.234 em 2006 (aumento de 78%).

Os Gráficos 6 e 7 também mostram que a distribuição dos tamanhos da classe é diferenciada por região. As escolas das redes municipal e estadual das regiões Norte e Nordeste apresentam o maior tamanho médio das classes dentre todas as regiões no ano de 2006. As escolas da Região Sul apresentam as menores médias do país. No que diz respeito à variação entre 1997 e 2006, a redução do tamanho das classes foi mais significativa nas regiões Sul e Sudeste, passando de 26,8 alunos para 14,2 alunos no Sul e de 31,4

---

<sup>13</sup> O tamanho médio das classes foi calculado dividindo-se o número de matrículas pelo número de turmas existentes em um dado ano.

**Gráfico 6. Tamanho médio das classes nas escolas estaduais da área urbana, Brasil e regiões, 1997 e 2006**



Fonte: Elaboração própria com base em dados das Sinopses Estatísticas da Educação Básica, Censo Escolar INEP (MEC).

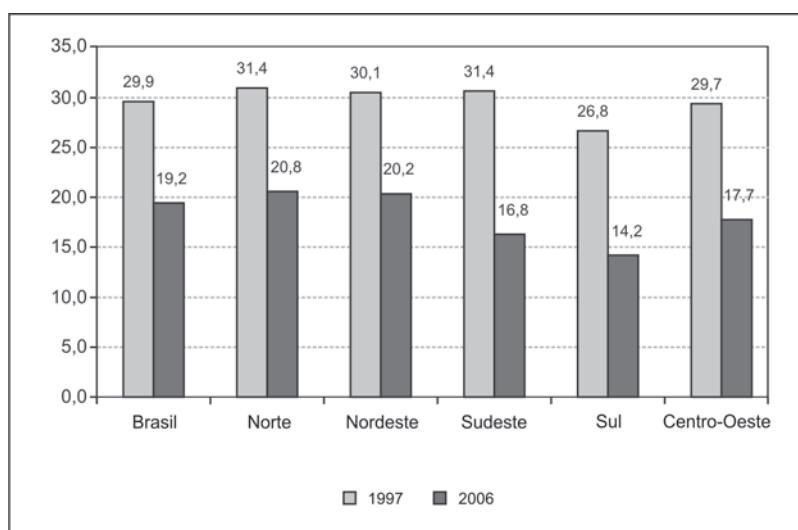
alunos para 16,8 alunos no Sudeste, uma redução em torno de 89% e 87%, respectivamente.

Apesar dos resultados alcançados ao longo desse período, quando comparamos com a realidade dos demais países, mais especificamente os países da OCDE, observa-se que o Brasil ainda possui uma das maiores razões aluno-professor na educação primária.

O Gráfico 8 apresenta o número médio de alunos por classe no nível de ensino primário. De acordo com o gráfico, o tamanho médio da classe na rede pública no Brasil era de 25,8 alunos. Na rede privada, as classes são consideravelmente menores, 10,7 alunos em média no ensino primário. Dos países considerados, o Brasil é o sexto com o maior número de alunos por classe no nível primário da rede pública.

Jaqueline Maria de Oliveira

**Gráfico 7. Tamanho médio das classes nas escolas municipais da área urbana, Brasil e regiões, 1997 e 2006**



Fonte: Elaboração própria com base em dados das Sinopses Estatísticas da Educação Básica, Censo Escolar INEP (MEC).

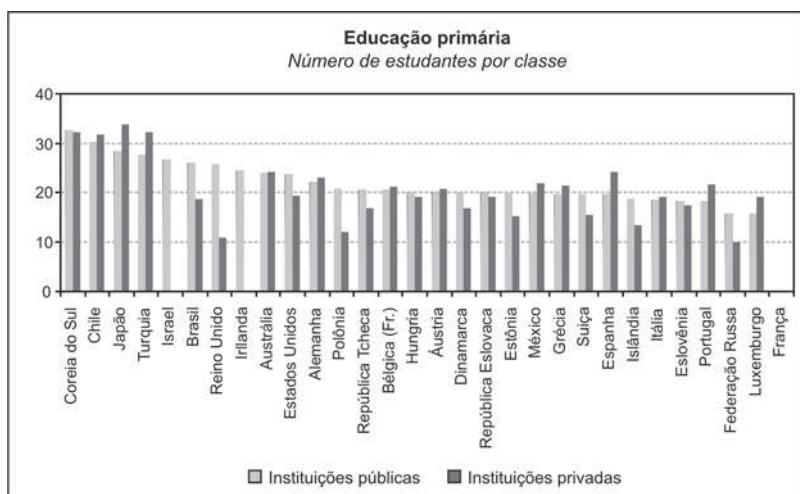
Em países como Japão e Coreia do Sul, o tamanho médio das classes é bastante elevado em comparação com os demais países (32,5 e 28,3, respectivamente). Contudo, os estudantes desses países figuram entre aqueles com melhor desempenho nos testes padronizados internacionais. Nos Estados Unidos, apesar do extenso debate e da implementação de consideráveis reduções do tamanho das classes em vários estados do país, a média do número de alunos por turma é maior do que 23 no ensino primário.

### *3.1.3 Jornada escolar*

No Brasil, a Lei de Diretrizes e Bases estabelece atualmente que o ano letivo é composto por 200 dias de trabalho escolar efetivo, excluindo o tempo reservado aos exames finais. Além disso, aumenta a carga

## Insumos escolares e a qualidade da educação no Brasil

**Gráfico 8. Tamanho médio da classe em instituições públicas e privadas de educação primária, Brasil e países da OCDE, 2005**



Fonte: Adaptado de OCDE, Tabela D2.1. Disponível em <[www.oecd.org/edu/eag2007](http://www.oecd.org/edu/eag2007)>.

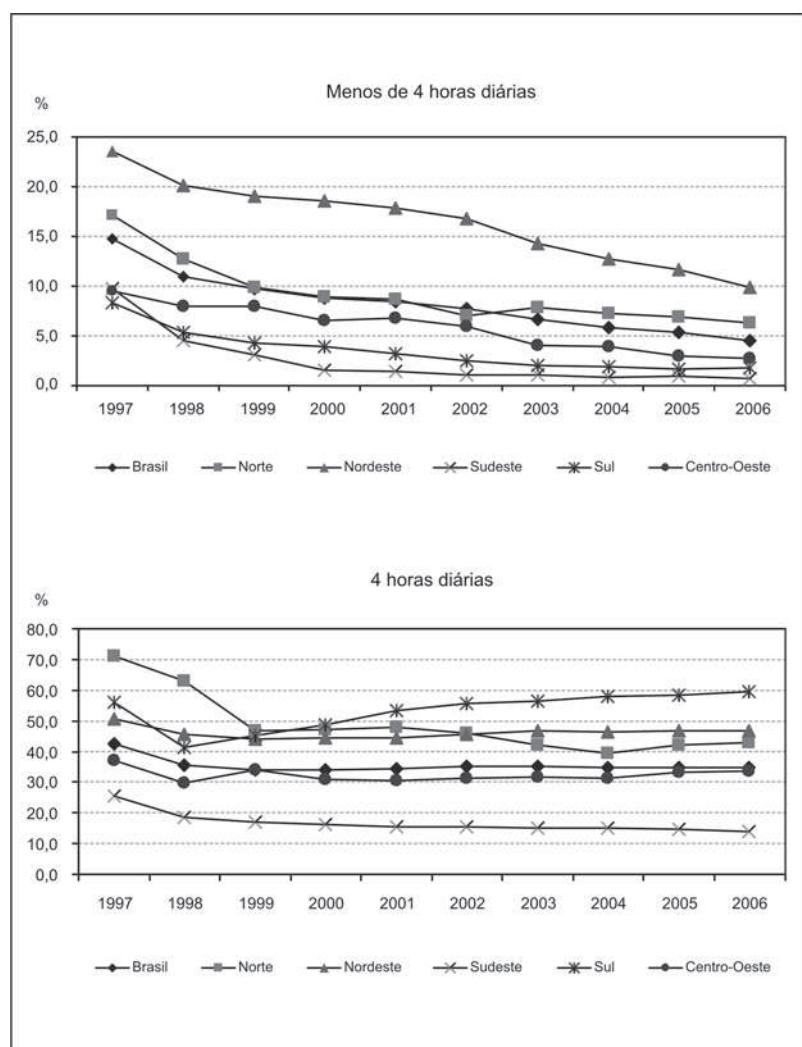
Nota: Os países estão posicionados por ordem decrescente do número de alunos por classe em instituições públicas de educação primária.

horária mínima para 800 horas anuais e obriga o mínimo de 800 horas distribuídas por um mínimo de 200 dias de trabalho escolar efetivo. O Gráfico 9 mostra a evolução da jornada escolar no ensino fundamental (1<sup>a</sup> a 8<sup>a</sup> séries) ao longo do período que vai de 1997 a 2006.

A proporção de alunos matriculados em escolas com turnos de menos de quatro horas diárias decresceu ao longo de 1997 a 2006 em todo o país, passando de 14,7% do total de matrículas em 1997 para 4,6% em 2006. A queda ocorreu em todas as regiões do país, tendo sido mais acentuada na Região Sudeste (queda de 9,8% em 1997 para 0,7% em 2006). No Nordeste, apesar da redução da proporção de matrículas em escolas com jornada escolar de menos de quatro horas,

Jaqueline Maria de Oliveira

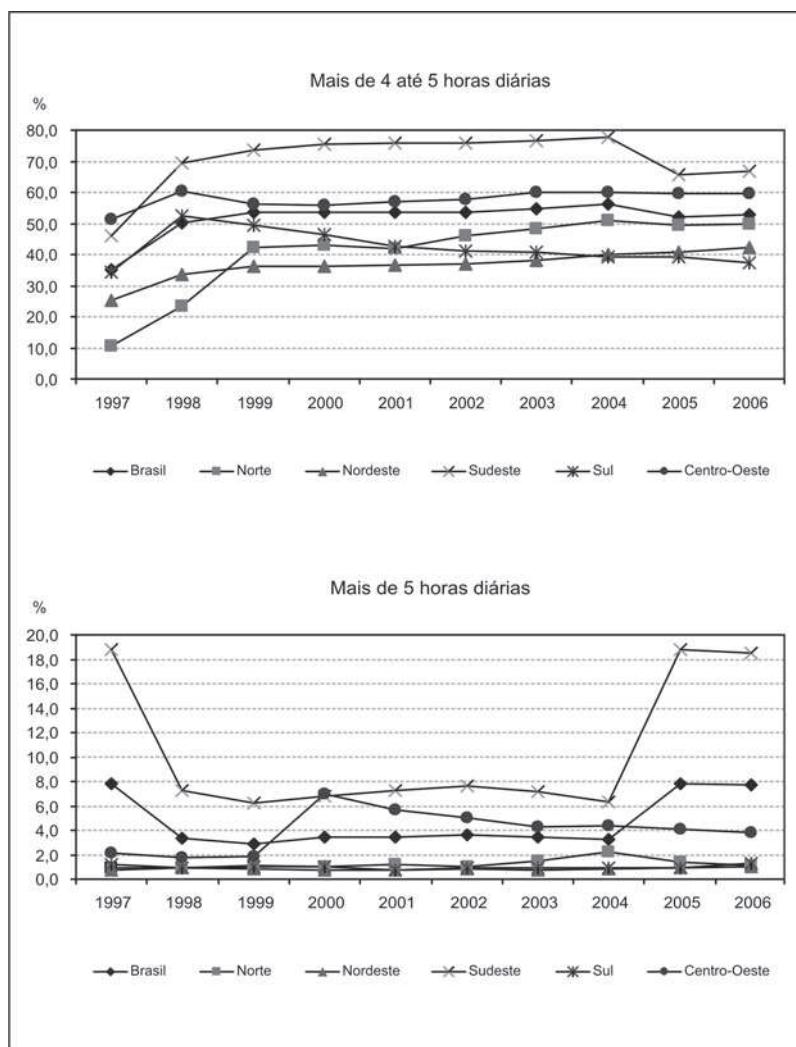
**Gráfico 9. Evolução da proporção de matrículas em cada turno escolar, Brasil e regiões, 1997-2006**



*Continua*

## Insumos escolares e a qualidade da educação no Brasil

*Continuação*



Fonte: Elaboração própria com base em dados das Sinopses Estatísticas da Educação Básica, Censo Escolar INEP (MEC).

Jaqueline Maria de Oliveira

esta ainda permanece elevada em 2006, representando 9,8% do total de matrículas. Por outro lado, a parcela de matrículas em escolas com turno maior que quatro horas e até cinco horas aumentou ao longo desse período, indicando uma elevação do tempo de permanência dos alunos na escola, ainda que não muito expressiva, dado que a porcentagem de matrículas em escolas com turno superior a cinco horas se manteve praticamente constante. Da mesma forma, na Região Norte vem caindo a porcentagem de matrículas em escolas com turno inferior a quatro horas e igual a quatro horas, tendo crescido as matrículas em escolas com jornadas entre quatro e cinco horas.

No Sudeste, além da considerável queda da proporção de alunos em escolas de ensino fundamental com jornada inferior a quatro horas, cresceu a parcela de matrículas em escolas com turno entre quatro e cinco horas e maior que cinco horas diárias. Em 2006, 18,5% das matrículas do ensino fundamental no Sudeste se direcionaram a escolas com turnos superiores a cinco horas. São Paulo foi o estado responsável por esse número, com 31,38% das matrículas em jornadas superiores a cinco horas.

Na Região Sul, a proporção das matrículas direcionadas a escolas com jornada entre quatro e cinco horas apresentou queda entre 1998 e 2006, enquanto a parcela correspondente a matrículas em escolas com turno superior a cinco horas diárias manteve-se praticamente constante. Apesar da redução da proporção de matrículas em turno inferior a quatro horas durante o período, conclui-se que a expansão do tempo de permanência dos estudantes nas escolas foi mais modesta nessa região.

A Tabela 3 apresenta a classificação dos estados com relação à proporção de alunos matriculados em escolas de ensino fundamental com jornada escolar inferior a quatro horas em 2006.

O Amazonas aparece como o estado com maior proporção de matrículas nessa categoria, 18,93%, seguido de Pernambuco, Bahia e

**Insumos escolares e a qualidade da educação no Brasil**

**Tabela 3. Proporção de matrículas no ensino fundamental, por turno escolar, Brasil e estados, 2006 (em %)**

	<b>Menos de 4 horas</b>	<b>4 horas</b>	<b>Mais de 4 até 5 horas</b>	<b>Mais de 5 horas</b>
<b>Total Brasil</b>	<b>4,55</b>	<b>34,92</b>	<b>52,79</b>	<b>7,74</b>
Amazonas	18,93	43,83	36,64	0,59
Pernambuco	12,14	21,62	64,84	1,40
Bahia	11,24	51,84	35,91	1,01
Alagoas	10,85	34,14	53,11	1,90
Ceará	9,74	82,96	6,87	0,43
Maranhão	8,87	48,90	41,67	0,55
R. G. do Norte	8,08	11,44	80,11	0,37
Paraíba	7,76	37,92	53,27	1,06
Piauí	6,44	62,60	28,90	2,06
Sergipe	5,18	18,92	75,38	0,53
Goiás	4,64	16,46	74,02	4,88
Pará	3,31	52,32	43,14	1,23
Santa Catarina	3,21	77,26	18,31	1,21
M. G. do Sul	2,59	35,16	61,37	0,88
Rio de Janeiro	2,35	26,65	58,56	12,43
Paraná	1,60	48,06	48,69	1,65
Mato Grosso	1,42	84,44	13,80	0,35
Tocantins	1,23	39,40	58,20	1,17
R. G. do Sul	1,06	60,46	37,41	1,07
Espírito Santo	0,95	1,91	95,66	1,47
Rondônia	0,90	20,27	76,12	2,71
Acre	0,84	18,12	80,56	0,48
Roraima	0,56	4,71	94,15	0,59
Minas Gerais	0,49	3,67	93,36	2,48
Amapá	0,17	38,44	60,63	0,77
Distrito Federal	0,16	3,08	87,36	9,41
São Paulo	0,15	15,94	52,53	31,38

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados das Sinopses Estatísticas da Educação Básica, Censo Escolar INEP (MEC).

Jaqueline Maria de Oliveira

Alagoas, com 12,14%, 11,24% e 10,85%, respectivamente. São Paulo, Distrito Federal e Amapá apresentam a menor parcela das matrículas nessa categoria de jornada, com apenas 0,15%, 0,16% e 1,17% dos estudantes nessa situação, respectivamente.

Olhando para o outro extremo da distribuição das matrículas entre as jornadas escolares, pode-se observar que no Espírito Santo 97,14% dos estudantes do ensino fundamental estão em escolas com jornada escolar superior a quatro horas. Em segundo aparece o Distrito Federal, com 96,77%, seguido de Minas Gerais e Roraima, com 95,84% e 94,73%, respectivamente. Por outro lado, o Ceará apresenta o pior quadro, com apenas 7,3% dos estudantes nessa categoria de jornada, seguido do Mato Grosso e de Santa Catarina, com apenas 14,15% e 19,52%, nessa ordem. Quando nos atemos às matrículas em escolas com turno superior a cinco horas diárias, São Paulo aparece em primeiro, com 31,38%, seguido de Rio de Janeiro e Distrito Federal, com 12,43% e 9,41%, respectivamente.

Em comparações internacionais, o Brasil aparece razoavelmente colocado em relação ao número total de horas dedicadas à instrução no ensino primário,<sup>14</sup> conforme pode ser visto no Gráfico 10. No Brasil, 800 horas são empregadas em média em instrução, exatamente a média de horas dos países da OCDE.

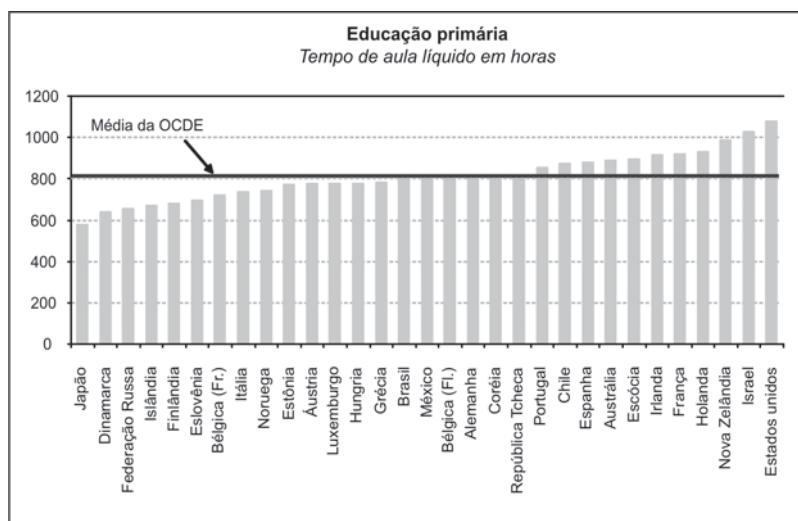
Os Estados Unidos são o país com maior número de horas empregadas em instrução no ensino primário, 1.080 horas por ano. No outro extremo temos o Japão, com 578 horas anuais destinadas ao ensino primário. A campeã em desempenho nos testes aplicados pelo PISA, a Coreia do Sul, emprega 810 horas anualmente na instrução.

---

<sup>14</sup> A classificação dos níveis de ensino para comparações internacionais é realizada pela International Standard Classification of Education (Isced-UNESCO).

## Insumos escolares e a qualidade da educação no Brasil

**Gráfico 10. Total de horas anuais empregadas em instrução, por nível de ensino, Brasil e países da OCDE, 2005**



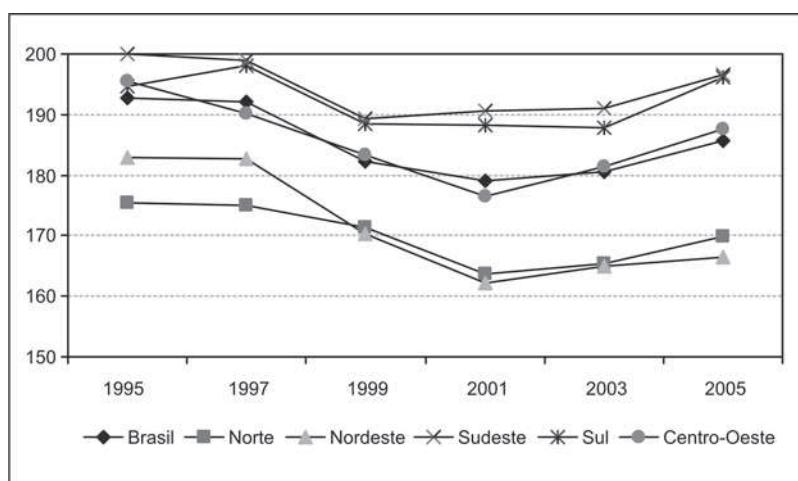
Fonte: Adaptado de OCDE, Tabela D4.1. Disponível em <[www.oecd.org/edu/eag2007](http://www.oecd.org/edu/eag2007)>.

### 3.1.4 Desempenho escolar

O desempenho dos estudantes brasileiros no Sistema de Avaliação da Educação Básica ao longo de uma década pode ser analisado por meio do Gráfico 11. De acordo com o gráfico, a proficiência dos alunos em matemática sofreu uma queda entre os anos de 1995 e 2001, embora a partir de 2003 tenha apresentado melhorias.<sup>15</sup>

<sup>15</sup> Fernandes e Natenzon (2003) defendem a tese de que a piora no desempenho escolar dos alunos da 4<sup>a</sup> série no período de 1995 a 1999 se deveu à redução da taxa de repetência e de evasão escolar observada nesse período, que teria mudado o perfil dos estudantes que frequentam uma determinada série escolar. Por meio da análise de desempenho de gerações sucessivas – crianças com idade para frequentar a 4<sup>a</sup> série –, concluíram que houve uma pequena melhora no rendimento escolar das gerações mais novas.

**Gráfico 11. Proficiência em matemática dos alunos da 4<sup>a</sup> série das escolas urbanas, sem federais, Brasil e regiões, 1995-2005**



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do INEP (MEC).

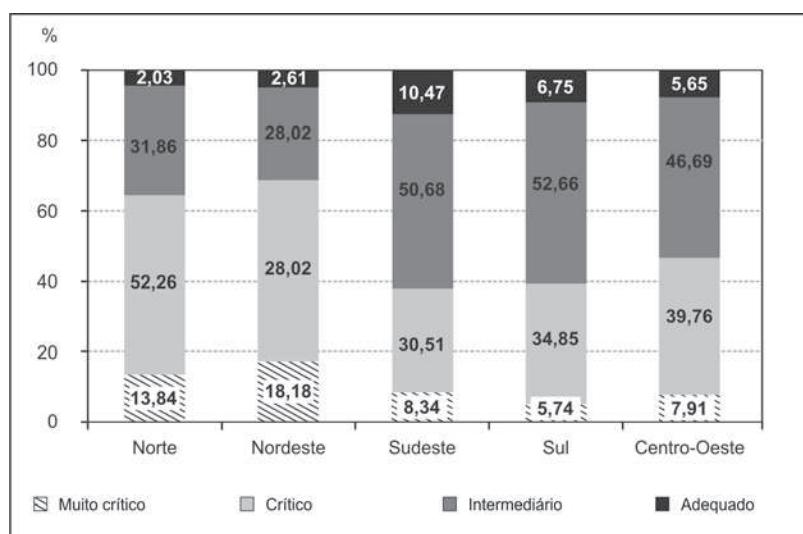
Avaliando-se as diferentes regiões, percebe-se uma grande disparidade no desempenho escolar. As regiões Sudeste e Sul apresentam os maiores rendimentos em todos os anos considerados. As regiões Norte e Nordeste disputam o último lugar, enquanto o Centro-Oeste apresenta médias de proficiência em torno da média nacional.

O Gráfico 12 apresenta a distribuição dos estudantes da 4<sup>a</sup> série entre os estágios de competência em matemática em cada região.

A Região Nordeste possui 69% dos estudantes nos níveis muito crítico e crítico, seguida da Região Norte, com 66%. Na Região Sudeste, esse número é de 38%; na Região Sul, 40%; e na Região Centro-Oeste, 47%.

Em todas as regiões, o percentual de alunos no nível adequado é bastante baixo. Contudo, enquanto no Sudeste 10% dos estudantes se encontram nesse nível, no Nordeste esse número é de apenas 2%.

**Gráfico 12. Distribuição dos alunos da 4<sup>a</sup> série entre os estágios de competência em matemática, regiões, 2003**



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do INEP-MEC-DAEB.

### 3.2 Os determinantes do desempenho escolar

No Brasil, vêm sendo desenvolvidos vários estudos buscando identificar os determinantes do desempenho escolar por meio de estimativas de funções de produção da educação, com o objetivo de explicar a tendência de queda observada na proficiência. Mais especificamente, visam estimar o impacto dos insumos escolares, com vistas a orientar a formulação de políticas que melhorem a qualidade da educação. Os resultados obtidos geralmente indicam que o efeito das escolas sobre o desempenho é reduzido quando comparado ao impacto do *background* familiar.

Menezes-Filho (2003), utilizando dados do SAEB de 1995 a 2001, concluiu que os fatores responsáveis pela queda no desempenho foram o aumento da idade média dos alunos ao longo do tempo

e, principalmente, o aumento do impacto negativo da idade e da repetência sobre a proficiência dos alunos. Além disso, diferenças de desempenho entre escolas públicas e privadas mostraram-se fortemente relacionadas a diferenças na educação materna dos alunos da oitava série. Barros *et al.* (2001) analisaram o desempenho de estudantes de 11 a 25 anos nas regiões Sudeste e Nordeste com base na PPV de 1996-1997 e na PNAD de 1996 e constataram que as características familiares, especialmente a educação da mãe, foram os principais determinantes.

Contudo, alguns estudos encontraram evidências de que a melhoria na qualidade das escolas teria forte impacto sobre o desempenho dos alunos, ainda que o efeito das características familiares seja relevante. Felício e Fernandes (2005), com base nos dados do SAEB de 2001 para alunos da 4<sup>a</sup> série do ensino fundamental do estado de São Paulo, argumentaram que o efeito escola pode explicar entre 0% e 28,4% da desigualdade das notas de língua portuguesa e 8,7% a 34,4% para as notas de matemática. Além disso, estimando o impacto de cada escola sobre o aprendizado por efeitos fixos, simularam o ganho de desempenho obtido se as crianças estudassem em uma escola representativa da média das cinco melhores escolas. Concluíram que, entre as escolas públicas, o impacto corresponderia a elevar o aprendizado das crianças em três anos de estudo para matemática e 2,4 anos para língua portuguesa.

Apesar do crescente número de estudos buscando avaliar os determinantes do desempenho dos estudantes brasileiros, nenhum trabalho foi desenvolvido com o objetivo de investigar mais detalhadamente o efeito tanto do tamanho da classe e da jornada escolar sobre a proficiência quanto dos custos associados a essas políticas de investimento em educação. Nesse sentido, o presente trabalho visa contribuir para o conhecimento existente na área.

## 4. Metodologia e banco de dados

### 4.1 Modelo econométrico

A técnica de estimação do efeito tratamento baseada em *propensity score*, também conhecida como estimador de *propensity score matching*, foi desenvolvida por Rosenbaum e Rubin (1983). Técnicas fundamentadas em *propensity score* têm sido utilizadas para obter o efeito causal ao reduzir o viés originado pela seleção não aleatória do tratamento. Na ausência de um experimento natural, em que o tratamento é aleatoriamente alocado entre as unidades analisadas, o estimador de *matching* torna-se atrativo na medida em que reproduz um experimento *ex post*. Rosenbaum e Rubin mostraram que, para balancear um grupo de tratamento e de controle, basta condicionar no *propensity score* – ou seja, a probabilidade de receber o tratamento, dadas as covariadas –, em vez de condicionar no conjunto de covariadas.

Jaqueline Maria de Oliveira

Até pouco tempo, a técnica de *propensity score matching* era utilizada em casos em que o tratamento era binário. Contudo, o método de *generalized propensity score matching* (GPS matching) foi recentemente desenvolvido por Hirano e Imbens (2004). Esse método estende a análise de *propensity score* quando o tratamento é contínuo.

No caso deste estudo, um dos tratamentos de interesse é o tamanho da classe. A justificativa para a utilização do estimador de *matching* é a ausência de um contrafactual; no caso do tamanho da classe, por exemplo, como teria sido o desempenho das crianças que estão em salas de 25 alunos caso elas estivessem em uma sala de 35 alunos. A diferença de médias de desempenho dos alunos em uma sala de 35 alunos e de 25 alunos não seria uma estimativa do efeito causal de reduzir em 10 alunos o tamanho da classe, uma vez que os alunos não foram aleatoriamente alocados entre esses dois tipos de tratamento. Pais e alunos geralmente decidem onde estes irão estudar, e os diretores em cada escola escolhem as classes em que esses alunos serão alocados. Como consequência, a quantidade de tratamento à qual os alunos são expostos pode estar associada a fatores não diretamente observáveis.<sup>16</sup>

O uso dos estimadores de *matching* permite, no caso do tamanho da classe, por exemplo, utilizar a estratégia de determinar, entre as crianças que estão em turmas de 35 alunos, as que mais se assemelham àquelas que estão em turmas de 25 alunos em termos das características observáveis que, por hipótese, influem tanto nos resultados escolares quanto no tamanho da classe. A mesma estratégia é utilizada para avaliar o efeito tratamento de uma jornada escolar maior.

---

<sup>16</sup> Será mostrado mais adiante que tamanho da classe é positivamente correlacionado a características observáveis de *background* familiar. Como essas variáveis são, por sua vez, positivamente correlacionadas ao desempenho escolar, as estimativas de MQO sofrem viés.

A hipótese identificadora é de que todas as variáveis relevantes para o pareamento são observáveis. A vantagem desse método é que, dada essa hipótese, não há necessidade de assumir exogeneidade das variáveis explicativas, pois se o pareamento é adequado as variáveis não observadas relevantes estão igualmente distribuídas nos grupos de tratamento e de controle e seu efeito é anulado [Heckman e Navarro-Lozano (2003)].

#### 4.1.1 Metodologia GPS

A exposição apresentada seguirá o trabalho de Hirano e Imbens (2004). Suponhamos uma amostra aleatória  $i = 1, \dots, N$ . Para cada unidade  $i$  existe um conjunto de resultados potenciais  $Y_i(t)$ , para  $t \in \mathfrak{I}$ , conhecida como função resposta à dose da unidade de análise  $i$ . No caso contínuo,  $\mathfrak{I}$  é um intervalo  $[t_0, t_1]$ .

O objetivo é estimar a função resposta à dose média (ARDF),  $\mu(t) = E[Y_i(t)]$ , obter o efeito tratamento médio (ATE),  $\mu(t) - \mu(t + \Delta t) = E[Y_i(t)] - E[Y_i(t + \Delta t)]$ . Para cada unidade  $i$  observamos um vetor de covariadas  $X_i$ , o nível do tratamento que a unidade  $i$  efetivamente recebeu,  $T_i \in [t_0, t_1]$ , e o resultado potencial correspondente ao nível de tratamento recebido,  $Y_i = Y_i(T_i)$ .

*Hipótese 1 (inconfundibilidade fraca)*

$$Y(t) \perp T | X \text{ para todo } t \in \mathfrak{I} \quad (1)$$

Hirano e Imbens (2004) chamaram de inconfundibilidade fraca por não ser necessário admitir a independência conjunta de todos os resultados potenciais,  $\{Y(t)\}_{t \in [t_0, t_1]}$ , mas apenas a independência condicional para cada valor do tratamento.

*Definição 1 [generalized propensity score (GPS)]* – Seja  $r(t, x)$  a função densidade condicional do tratamento, dadas as covariadas:

$$r(t, x) = f_{T/X}(t/x) \quad (2)$$

então o *generalized propensity score* é  $R = r(T, X)$ .

O GPS possui a mesma propriedade de balanceamento do *propensity score* para tratamento binário. Isso significa que, dentro de um estrato com o mesmo valor de  $r(t, X)$ , a probabilidade de que  $T = t$  não depende do valor de  $X$ . Formalmente:

$$X \perp 1\{T = t\} | r(t, X) \quad (3)$$

Juntamente com a hipótese de inconfundibilidade, isso implica que a seleção ao tratamento é inconfundível e condicional ao *generalized propensity score*.

*Teorema 1 (inconfundibilidade fraca, dado o generalized propensity score)* – Suponhamos que a alocação do tratamento seja fracamente inconfundível, dadas as variáveis pré-tratamento  $X$ . Então, para cada  $t$ :

$$f_T(t | r(t, X), Y(t)) = f_T(t | r(t, X)) \quad (4)$$

Hirano e Imbens (2004) mostram que o GPS pode ser utilizado para eliminar qualquer viés associado a diferenças nas covariadas. Primeiramente, estima-se a esperança condicional da resposta como função de dois escalares, o nível de tratamento  $T$  e o GPS  $R$ ,  $\beta(t, r) = E[Y | T = t, R = r]$ . Em seguida, para estimar a função resposta à dose para um dado nível de tratamento, toma-se a média dessa esperança condicional ao longo dos valores do GPS,  $\mu(t) = E[\beta(t, r(t, X))]$ .

*Teorema 2 (remoção do viés com a utilização do GPS)* – Suponhamos que a alocação do tratamento seja fracamente inconfundível, dadas as variáveis pré-tratamento. Então,

$$(i) \quad \beta(t, r) = E[Y(t) | r(t, X) = r] = E[Y | T = t, R = r]$$

$$(ii) \quad \mu(t) = E[\beta(t, r(t, X))]^{17}$$

---

<sup>17</sup> Para mais referências sobre a prova do Teorema 2, ver Hirano e Imbens (2004).

A função de regressão  $\beta(t, r)$  não tem interpretação causal, mas  $\mu(t)$  corresponde ao valor da função resposta à dose para o nível de tratamento que, quando comparado a outro nível de tratamento  $t'$ , possui interpretação causal. Assim, o efeito de uma alteração no tratamento de  $t$  para  $t'$  é dado por:

$$\mu(t') - \mu(t) \quad (5)$$

#### 4.1.2 Implementação do GP [Bia e Mattei (inédito)]

A implementação do método GPS consiste em três passos. Primeiramente estimamos o escore  $r(t, x)$ . No segundo passo, estimamos a esperança condicional da variável de resposta como função de dois escalares, o tratamento  $T$  e o GPS  $R$ ,  $\beta(t, r) = E[Y | T = t, R = r]$ . No terceiro passo, estimamos a função resposta à dose,  $\mu(t) = E[\beta(t, r(t, X))]$ , para cada  $t \in \mathfrak{J}$ .

*Modelando a distribuição condicional do tratamento, dadas as covariadas*

O primeiro passo é estimar a distribuição condicional do tratamento, dadas as covariadas. Admite-se que o tratamento (ou uma transformação da variável) tenha uma distribuição normal condicional às covariadas:

$$g(T_i | X_i) \sim N(h(\gamma, X_i), \sigma^2) \quad (6)$$

em que  $g(T_i)$  é uma transformação da variável de tratamento<sup>18</sup> e  $h(\gamma, X_i)$  é uma função das covariadas com termos lineares e de maior ordem que depende de um vetor de parâmetros  $\gamma$ . A escolha da ordem dos termos a serem incluídos é determinada apenas pela necessidade de se obter uma estimativa do GPS que satisfaça a propriedade de balanceamento.

---

<sup>18</sup>  $g(T_i)$  pode ser a função identidade.

Segundo Bia e Mattei (2007), a estimação do *generalized propensity score* e o teste da propriedade de balanceamento são feitos de acordo com o seguinte algoritmo:

- 1) Estimam-se os parâmetros  $\gamma$  e  $\sigma^2$  da distribuição do tratamento, dadas as covariadas por máxima verossimilhança.
- 2) Verifica-se a validade da hipótese de distribuição normal do tratamento utilizando um dos seguintes testes: o teste de Kolmogorov-Smirnov, de Shapiro-Francia, de Shapiro-Wilk, ou o teste de assimetria e curtose disponível no Stata.
- 3) Se a hipótese de distribuição normal é rejeitada, recomenda-se que se utilize uma transformação da variável de tratamento,  $g(T_i)$ .
- 4) Se a hipótese de distribuição normal não é rejeitada, estime-se o GPS como:

$$\hat{R}_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\hat{\sigma}^2}(g(T_i) - h(\hat{\gamma}, X_i))^2\right) \quad (7)$$

em que  $\hat{\sigma}^2$  e  $\hat{\gamma}$  são os parâmetros estimados no primeiro passo.

- 5) A propriedade de balanceamento é testada. Seguindo o proposto por Hirano e Imbens (2004), a propriedade de balanceamento é testada de acordo com o seguinte esquema:
  - a) divide-se a amostra em  $K$  grupos de acordo com uma regra que deve ser definida com base na distribuição dos valores do tratamento;
  - b) dentro de cada grupo, calcula-se o GPS associado a algum valor representativo da variável de tratamento (esse valor pode ser a média, a mediana ou outro percentil);
  - c) divide-se cada grupo em  $m$  blocos pelos quantis de ordem  $j/m$ ,  $j = 1, \dots, m-1$ , do GPS avaliado no valor representativo (distribuição das unidades daquele grupo);

- d) dentro de cada bloco, comparam-se as unidades que são “tratadas”, ou seja, que pertencem ao grupo (de acordo com o passo “a”), com as unidades que estão no mesmo bloco, mas pertencem a outro grupo de tratamento;
- e) calcula-se uma média ponderada ao longo dos  $m$  blocos em cada grupo de tratamento  $k, k = 1, \dots, K$ . As estatísticas de teste usadas para avaliar a propriedade de balanceamento são funções dessa média ponderada; e
- f) para cada  $k, k = 1, \dots, K$ , são calculadas estatísticas de teste (estatística  $t$  de Student), e, finalmente, compara-se o valor mais extremo da estatística de teste (o maior valor em módulo entre as estatísticas  $t$  de Student) com os valores de referência.

*Estimando a esperança da resposta condicional ao tratamento e ao generalized propensity score*

No segundo passo, a esperança condicional da variável de resposta  $Y_i$ , condicional a  $T_i$  e  $R_i$ , é modelada como uma função flexível dessas duas variáveis. São utilizadas aproximações polinomiais de ordem não superior a 3. O modelo mais complexo considerado é:

$$\varphi(E[Y_i | T_i, R_i]) = \psi(T_i, R_i, \alpha) = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot T_i + \alpha_2 \cdot T_i^2 + \alpha_3 \cdot T_i^3 + \alpha_4 \cdot R_i + \alpha_5 \cdot R_i^2 + \alpha_6 \cdot R_i^3 + \alpha_7 \cdot T_i \cdot R_i \quad (8)$$

em que  $\varphi(\cdot)$  é a função de ligação que relaciona o previsor,  $\psi(T_i, R_i, \alpha)$ , à esperança condicional  $E[Y_i | T_i, R_i]$ .

O GPS estimado no primeiro passo é utilizado na estimação do modelo (8). Cabe ressaltar que, de acordo com Hirano e Imbens (2004), não existe um significado direto dos coeficientes estimados do modelo (8), exceto pelo fato de que o teste em que todos os coeficientes envolvendo o GPS são iguais a zero pode ser interpretado como um teste da presença de viés associado às covariadas.

### *Estimando a função resposta à dose*

O último passo consiste em obter a média da função de regressão estimada no passo anterior ao longo da função escore, avaliada no nível de tratamento desejado. Especificamente, para obter uma estimativa de toda a função resposta à dose, estima-se a resposta média para cada nível de tratamento no qual se está interessado, como:

$$\hat{E}[Y(t)] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\beta}(t, \hat{r}(t, X_i)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi^{-1}(\hat{\psi}(t, \hat{r}(t, X_i), \hat{\alpha})) \quad (9)$$

em que  $\hat{\alpha}$  é o vetor de parâmetros estimados no segundo passo.

A função resposta à dose é estimada de acordo com o seguinte algoritmo:

- 1) estima o GPS, verifica a adequação do modelo normal usado para a estimativa do GPS e testa a propriedade de balanceamento;
- 2) estima a esperança da variável de resposta condicional ao tratamento e ao GPS;
- 3) estima a resposta potencial média para cada nível de tratamento de interesse.
- 4) estima os desvios padrão da função resposta à dose por *bootstrapping*; e
- 5) plota a função resposta à dose estimada e seu intervalo de confiança.

## **4.2 Base de dados**

A base de dados utilizada neste trabalho é o Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB), coordenado pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). O SAEB coleta informações sobre o desempenho acadêmico dos alunos brasileiros em matemática e leitura, apontando o que sabem e são capazes de fazer em diversos momentos de seu percurso escolar,

considerando as condições existentes nas escolas. Os dados obtidos com a aplicação de provas aos alunos da 4<sup>a</sup> e 8<sup>a</sup> séries do ensino fundamental e da 3<sup>a</sup> série do ensino médio permitem acompanhar a evolução do desempenho e dos diversos fatores associados à qualidade e à efetividade do ensino ministrado nas escolas.

Os levantamentos de dados do SAEB são realizados, a cada dois anos, em uma amostra probabilística representativa dos 26 estados brasileiros e do Distrito Federal e vêm sendo coletados desde 1995. Além das provas, os alunos também respondem a um questionário sobre seus hábitos de estudo e suas características socioculturais. Os professores e diretores participam respondendo a questionários que informam sobre perfil e prática docente, mecanismos de gestão e infraestrutura da escola.

O ano de referência dos dados empregados neste trabalho é 2005, e as informações correspondem aos alunos da 4<sup>a</sup> série do ensino fundamental. Foram utilizados os resultados dos exames de proficiência em matemática.

### 4.3 Variáveis

A variável de resposta é a proficiência em matemática dos alunos da 4<sup>a</sup> série do ensino fundamental. O tamanho da classe e a jornada escolar são as variáveis de tratamento de interesse. As variáveis pré-tratamento são descritas no Quadro 1, a seguir.

As variáveis pré-tratamento escolhidas referem-se a características dos alunos, *background* familiar, características dos diretores e professores e da turma, infraestrutura da escola e localização. Não há um critério estatístico para a seleção das variáveis utilizadas no pareamento dos alunos. A escolha baseou-se na necessidade de eliminar as diversas fontes de seleção, sejam entre escolas, sejam dentro das escolas. Além disso, as variáveis meanprofic e desvprofic foram utilizadas na tentativa de lidar com o problema da interação do efeito dos pares com o tamanho da classe.

**Quadro 1. Descrição das variáveis**

<b>Variável resposta</b>
<b>proficiência:</b> variável contínua que indica a nota do aluno no exame de matemática do SAEB. Pode variar de 0 a 500.
<b>Variáveis de tratamento</b>
<b>tamclasse:</b> variável contínua que indica o tamanho da classe no início do período letivo. Foi construída com base na pergunta presente no questionário de turmas referente ao número de alunos na lista de chamada.
<b>turno:</b> variável contínua que indica o turno escolar da referida turma. Foi construída com base na pergunta existente no questionário de turmas referente ao tempo de início e término do funcionamento da turma. Primeiramente, as horas iniciais e finais reportadas no banco foram transformadas em tempo contabilizado em minutos. Em seguida, subtraíram-se os minutos de início das aulas dos minutos de término das aulas e dividiram-se por 60, até se chegar a um valor correspondente à jornada escolar em horas. Foi transformada em variável binária ( <i>jornada</i> ), admitindo valor igual a 1 se o turno é menor ou igual a 4 e 0 se o turno é maior que 4.
<b>Variáveis pré-tratamento</b>
<b>Alunos</b>
<b>aluhomem:</b> variável binária que indica se o aluno é do sexo masculino.
<b>alunaobranco:</b> variável binária que indica se o aluno é não branco.
<b>aluatrasado:</b> variável binária que indica se o aluno não está frequentando a 4 <sup>a</sup> série na idade correta.
<b>escmae0:</b> variável binária que indica se a mãe do aluno nunca estudou.
<b>escmae4i:</b> variável binária que indica se a mãe do aluno possui 4 <sup>a</sup> série incompleta.
<b>escmae48:</b> variável binária que indica se a mãe do aluno possui a 4 <sup>a</sup> série completa, a 8 <sup>a</sup> série incompleta ou a 8 <sup>a</sup> série completa.

*Continua*

*Continuação*

---

**Variáveis pré-tratamento**

---

**escmae11:** variável binária que indica se a mãe do aluno possui ensino médio incompleto, ensino médio completo ou ensino superior incompleto.

**escmaesup:** variável binária que indica se a mãe do aluno possui ensino superior completo.

**escmaens:** variável binária que indica se o aluno não sabe a escolaridade da mãe.

**jareprovado:** variável binária que indica se o aluno já foi reprovado uma, duas ou mais vezes.

**preescola:** variável binária que admite valor 1 se o aluno começou a estudar no maternal ou na pré-escola e 0 se começou a estudar na 1<sup>a</sup> ou 2<sup>a</sup> série.

**trabalhano:** variável binária que indica se o aluno não trabalha.

**moracommae:** variável binária que admite valor 1 se o aluno mora com a mãe e 0 se o aluno não mora com a mãe ou se mora com outra mulher responsável por ele.

**mora2:** variável binária que indica se o aluno mora sozinho, com mais uma pessoa ou com mais duas pessoas.

**mora5:** variável binária que indica se o aluno mora com mais três, quatro ou cinco pessoas.

**mora5m:** variável binária que indica se o aluno mora com mais de cinco pessoas.

**eletricidadenao:** variável binária que indica se na casa do aluno não tem eletricidade

**compcasa:** variável binária que indica se na casa do aluno existe computador, com ou sem internet.

**livro20:** variável binária que indica se na casa do aluno existem livros, além dos escolares, bastante para encher uma prateleira (1 a 20 livros).

---

*Continua*

*Continuação*

---

**Variáveis pré-tratamento**

---

**livro20m:** variável binária que indica se na casa do aluno existem livros, além dos escolares, bastante para encher uma (21 a 100 livros) ou várias estantes (mais de 100 livros).

**lelivro:** variável binária que indica se o aluno lê livros de histórias infantis com frequência.

---

**Diretor e professor**

**dtfunc4:** variável binária que indica se o diretor exerce funções de direção há quatro anos ou menos.

**dtfunc15:** variável binária que indica se o diretor exerce funções de direção de cinco a 15 anos.

**dtfunc15m:** variável binária que indica se o diretor exerce funções de direção há mais de 15 anos.

**tdir2:** variável binária que indica se o diretor está naquela escola há menos de dois anos.

**tdir4:** variável binária que indica se o diretor está naquela escola de dois a quatro anos.

**tdir5:** variável binária que indica se o diretor está naquela escola há cinco anos ou mais.

**dcargah30:** variável binária que indica se a carga horária de trabalho naquela escola é de até 30 horas semanais.

**dcargah40:** variável binária que indica se a carga horária de trabalho naquela escola é de até 40 horas semanais.

**dcargah40m:** variável binária que indica se a carga horária de trabalho naquela escola é de mais de 40 horas semanais.

**selsim:** variável binária que indica se o critério para a admissão de alunos naquela escola é uma prova de seleção.

**selout:** variável binária que indica se o critério para admissão de alunos naquela escola é sorteio, local de moradia, ordem de chegada ou outro critério.

---

*Continua*

*Continuação*

---

**Variáveis pré-tratamento**

---

**selnao:** variável binária que indica se não há critério para a admissão de alunos naquela escola.

**escdocem:** variável binária que indica se o nível máximo de escolaridade do professor é o ensino médio ou menos.

**escdocsupped:** variável binária que indica se o nível máximo de escolaridade do professor é ensino superior – Pedagogia.

**escdocsupmat:** variável binária que indica se o nível máximo de escolaridade do professor é ensino superior – licenciatura em Matemática.

**escdocsupout:** variável binária que indica se o nível máximo de escolaridade do professor é ensino superior – licenciatura em Letras, escola normal superior ou outros.

**templec9:** variável binária que indica se o professor está lecionando há nove anos ou menos.

**templec10m:** variável binária que indica se o professor está lecionando há 10 anos ou mais.

---

***Turma e escola***

**fthomo:** variável binária que indica se o critério utilizado para a formação de turmas naquela escola é homogeneidade quanto à idade ou quanto ao rendimento escolar.

**fthetero:** variável binária que indica se o critério utilizado para a formação de turmas naquela escola é heterogeneidade quanto à idade ou quanto ao rendimento escolar.

**ftnao:** variável binária que indica que não há critério para a formação de turmas naquela escola.

**meanprofic:** variável contínua que informa a proficiência média daquela turma.

**desvprofic:** variável contínua que informa a variância da proficiência daquela turma.

---

*Continua*

*Continuação*

---

**Variáveis pré-tratamento**

---

**tpublicosim:** variável binária que indica se a escola é servida por transporte público fácil em todos os turnos.

**segurançasim:** variável binária que indica se a escola oferece segurança para os alunos, como vigilância, policiamento para inibição de furtos, roubos, tráfico ou venda de drogas dentro e ou fora da escola.

**violencianao:** variável binária que indica se o professor nunca foi vítima de atentado à vida, roubo ou furto, ou ameaçado ou agredido física ou verbalmente por algum aluno.

**conservbom:** variável binária que indica se é bom o estado de conservação de telhado, paredes, pisos, portas, janelas, cozinhas, banheiros, partes hidráulica e elétrica.

**compas:** variável binária que indica se existem computadores sem internet disponíveis para os alunos.

**intas:** variável binária que indica se existem computadores com internet disponíveis para os alunos.

**capital:** variável binária que indica se a escola está localizada na capital do estado.

**norte, nordeste, sudeste, sul, centroeste:** variáveis binárias que indicam a grande região na qual a escola está localizada.

**estadual:** variável binária que indica se a escola pertence ao departamento administrativo estadual. Admite valor 0 se pertence ao departamento administrativo municipal.

---

#### **4.4 Análise descritiva dos dados**

A amostra que será utilizada nas estimativas se refere aos alunos da 4<sup>a</sup> série do ensino fundamental da rede pública, de áreas urbanas, pertencentes aos departamentos administrativos estaduais e municípios.<sup>19</sup> A amostra referente ao Brasil é composta por 29.643 alunos.

---

<sup>19</sup> Foram excluídos da análise os alunos pertencentes às escolas do departamento administrativo federal, uma vez que se acredita que essas escolas possuam algumas peculiaridades que as tornem diferentes das demais.

## Metodologia e banco de dados

Esses 29.643 alunos estão distribuídos entre 1.523 escolas, das quais 774 estaduais e 749 municipais.

A Tabela 4 apresenta alguns aspectos da distribuição da proficiência, do tamanho da classe e da jornada escolar para o Brasil e grandes regiões.

A proficiência média do Brasil é de 174,39, classificada na escala de estágio de competência como um nível crítico. Quando as regiões são analisadas, observa-se que as proficiências médias nas regiões Sudeste, Sul e Centro-Oeste são as mais elevadas e se classificam na escala de competências como de nível intermediário. Em relação a essas regiões, a proficiência média dos alunos no Norte e Nordeste encontra-se bem abaixo. A grande disparidade na proficiência escolar entre as diferentes regiões sugere que essa seria uma variável importante a ser considerada na realização do *matching* entre os estudantes.

No que diz respeito à jornada escolar, não há diferenças relevantes entre as regiões. No Brasil, a jornada média é de 4,16 horas. Também não há grandes diferenças de tamanho médio das classes entre as regiões (com exceção da Região Sul, onde a média é de 25 alunos, dois a menos que a média nacional).

A Tabela 5 apresenta a descrição dos dados por departamento administrativo. Do total de alunos que compõem a amostra, 13.135 pertencem a escolas estaduais, enquanto 13.508 se encontram em escolas municipais. A proficiência média é ligeiramente maior entre os alunos das escolas estaduais, assim como a jornada escolar. Já o tamanho médio da classe é pouco maior nas escolas municipais.

Analizando a distribuição dos alunos entre diferentes faixas de tamanho da classe, visualizada no Gráfico 13, observa-se que apenas 0,57% desses alunos está em salas com até 10 alunos; 13,60% estudam em classes de 11 a 20 alunos; a maioria dos estudantes, 56,15%, se encontra em salas de 21 a 30 alunos; 28,14% em salas

Jaqueline Maria de Oliveira

**Tabela 4. Análise descritiva da proficiência, tamanho da classe e jornada escolar, Brasil e regiões, 2005**

	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Brasil</i></b>					
Proficiência	26.643	174,39	41,50	65,43	360,89
Tamanho da classe	26.588	27,25	6,36	4	56
Jornada escolar	25.636	4,16	0,50	2,50	11,33
<b><i>Norte</i></b>					
Proficiência	6.254	166,56	36,47	65,43	320,02
Tamanho da classe	6.254	27,53	5,70	8	41
Jornada escolar	6.104	4,12	0,41	2,50	11,33
<b><i>Nordeste</i></b>					
Proficiência	9.302	163,18	38,07	65,97	360,89
Tamanho da classe	9.247	27,48	7,33	4	56
Jornada escolar	8.951	4,10	0,35	2,50	7,50
<b><i>Sudeste</i></b>					
Proficiência	4.016	190,63	44,95	68,00	356,03
Tamanho da classe	4.016	28,19	5,22	9	40
Jornada escolar	3.908	4,47	0,77	2,50	9,50
<b><i>Sul</i></b>					
Proficiência	3.460	192,84	42,46	79,86	355,59
Tamanho da classe	3.460	25,21	6,01	4	39
Jornada escolar	3.333	4,04	0,18	2,58	4,50
<b><i>Centro-Oeste</i></b>					
Proficiência	3.611	181,06	40,07	70,11	317,84
Tamanho da classe	3.611	27,11	5,83	6	43
Jornada escolar	3.326	4,16	0,42	3,00	8,50

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados das Sinopses Estatísticas da Educação Básica, Censo Escolar INEP (MEC).

## Metodologia e banco de dados

de 31 a 40 alunos; e, finalmente, 1,55% dos estudantes está em salas com mais de 40 alunos.

O Gráfico 14 mostra que, no Brasil, 9,5% dos alunos frequentam escolas em jornada inferior a quatro horas. A maior parte dos alunos frequenta escolas em turno superior a quatro horas e menor ou igual a cinco horas diárias – 45%. Apenas 0,75% dos alunos no Brasil assiste a aulas com duração superior a cinco horas diárias.

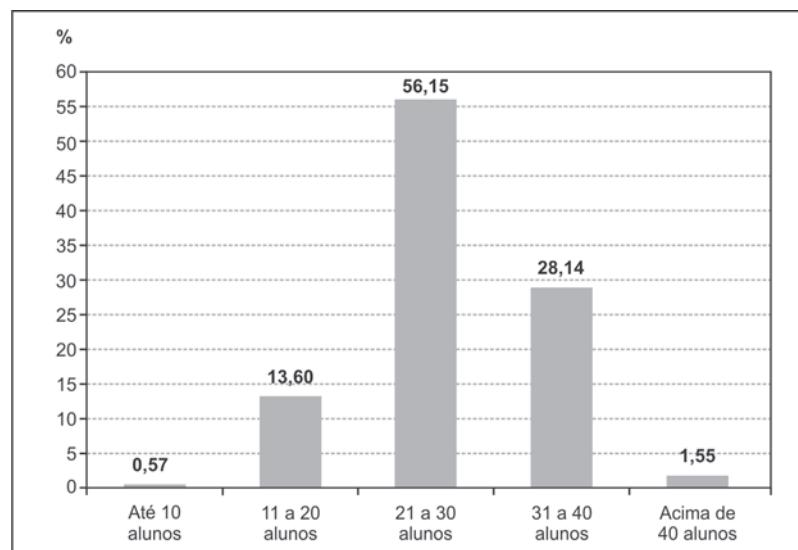
A Tabela 6 apresenta a proporção de alunos na amostra de acordo com as variáveis de *background* familiar, características do professor, diretor, escola e turma. Para a amostra referente ao Brasil, metade dos estudantes são homens, 36% são brancos e amarelos e 82% frequentam a 4<sup>a</sup> série na idade certa. Além disso, 65% nunca foram reprovados, 75% frequentaram a pré-escola e 88% não trabalham.

**Tabela 5. Análise descritiva da proficiência, tamanho da classe e jornada escolar por departamento administrativo, 2005**

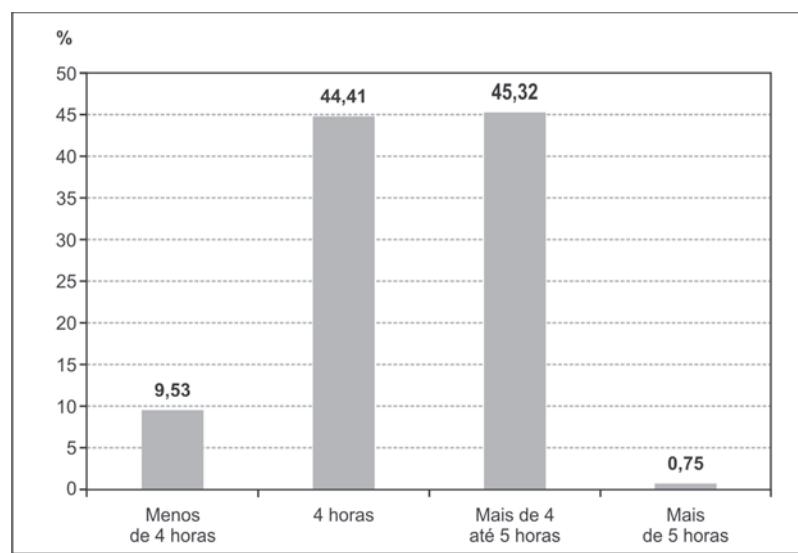
	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Estadual</i></b>					
Proficiência	13.135	177,14	41,35	65,43	360,89
Tamanho da classe	13.080	26,97	6,19	4,00	47,00
Jornada escolar	12.648	4,20	0,53	2,50	11,33
<b><i>Municipal</i></b>					
Proficiência	13.508	171,70	41,48	65,97	356,03
Tamanho da classe	13.508	27,52	6,51	4,00	56,00
Jornada escolar	12.988	4,13	0,46	2,50	10,25

Jaqueline Maria de Oliveira

**Gráfico 13. Distribuição do tamanho da classe, Brasil, 2005**



**Gráfico 14. Distribuição da jornada escolar, Brasil, 2005**



## Metodologia e banco de dados

**Tabela 6. Distribuição dos alunos de acordo com o *background* familiar, características dos diretores, professores, turma e escola, Brasil, 2005**

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<i>Aluno</i>					
aluhomem	25.984	0,50	0,50	0	1
alunaobranco	25.215	0,64	0,48	0	1
aluatrasado	24.614	0,18	0,39	0	1
escmae4i	23.662	0,11	0,31	0	1
escmae48	23.662	0,32	0,47	0	1
escmae11	23.662	0,16	0,37	0	1
escmaesup	23.662	0,09	0,29	0	1
escmaens	23.662	0,28	0,45	0	1
jareprovado	25.360	0,35	0,48	0	1
preescola	24.973	0,75	0,43	0	1
trabalhanao	25.853	0,88	0,33	0	1
moracommae	25.813	0,90	0,30	0	1
mora5	25.341	0,63	0,48	0	1
mora5m	25.341	0,27	0,45	0	1
eletricidadenao	26.142	0,04	0,19	0	1
compecas	25.014	0,16	0,37	0	1
livro20	25.651	0,59	0,49	0	1
livro20m	25.651	0,24	0,43	0	1
lelivro	25.583	0,89	0,31	0	1

*Continua*

Jaqueleine Maria de Oliveira

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<i>Diretor e professor</i>					
dtfunc15	25.678	0,34	0,47	0	1
dtfunc15m	25.678	0,07	0,25	0	1
tdir4	25.806	0,28	0,45	0	1
tdir5m	25.806	0,28	0,45	0	1
dcargah40	25.708	0,54	0,50	0	1
dcargah40mais	25.708	0,41	0,49	0	1
selsim	25.330	0,01	0,09	0	1
selout	25.330	0,63	0,48	0	1
escdocsupped	23.070	0,41	0,49	0	1
escdocsupmat	23.070	0,04	0,20	0	1
escdocsupout	23.070	0,28	0,45	0	1
templec10m	23.622	0,72	0,45	0	1
tempoesc10m	23.548	0,33	0,47	0	1
<i>Turma e escola</i>					
fthomo	25.256	0,53	0,50	0	1
fthetero	25.256	0,24	0,43	0	1
meanprofic	26.643	174,39	22,07	108,97	251,00
desvprofic	26.642	35,34	7,71	6,44	73,18
jornada	26.643	0,48	0,50	0	1
tpublicosim	25.752	0,68	0,47	0	1
segurancasim	24.419	0,11	0,31	0	1
violencianao	22.985	0,72	0,45	0	1
conservbom	24.953	0,19	0,39	0	1

*Continua*

## Metodologia e banco de dados

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Turma e escola</i></b>					
compas	25.790	0,36	0,48	0	1
intas	25.917	0,27	0,44	0	1
capital	26.643	0,51	0,50	0	1
norte	26.643	0,23	0,42	0	1
sudeste	26.643	0,15	0,36	0	1
sul	26.643	0,13	0,34	0	1
centroeste	26.643	0,14	0,34	0	1
estadual	26.643	0,49	0,50	0	1

Em relação à educação da mãe, a maior parte dos alunos – 32% – tem mães com 4<sup>a</sup> ou 8<sup>a</sup> séries completas; 16% têm mães que completaram o ensino médio; e apenas 9% têm mães com ensino superior.

Como já foi ressaltado, a justificativa para o uso do método de *propensity score matching* é a não aleatoriedade do tratamento. A Tabela 7 apresenta os resultados de regressões dos tratamentos de interesse sobre variáveis de *background* dos alunos e insumos escolares. O tamanho da classe e a jornada escolar foram regredidos sobre essas variáveis, uma a uma, de forma a testar a significância das diferenças entre as médias.

No que se refere ao tamanho da classe, pode-se perceber que para a maior parte das variáveis existe uma diferença significativa com relação às médias do tamanho da classe entre alunos de diferentes *backgrounds*. Em geral, crianças com *background* favorável estão em turmas com número mais elevado de alunos. Por exemplo, o

Jaqueline Maria de Oliveira

**Tabela 7. Relação entre o tamanho da classe e a jornada escolar e as variáveis de *background*, características do aluno, diretor, professor, turma e escola, Brasil, 2005**

Variável	Tamanho da classe		Jornada escolar	
	Coeficiente	P-valor	Coeficiente	P-valor
<b>Aluno</b>				
aluhomem	-0,19	0,01	0,00	0,76
alunaobranco	0,30	0,00	0,01	0,03
aluatrasado	-1,16	0,00	-0,05	0,00
escmae4i	0,65	0,00	0,06	0,00
escmae48	1,12	0,00	0,08	0,00
escmae11	1,78	0,00	0,09	0,00
escmaesup	2,11	0,00	0,07	0,00
escmaens	1,35	0,37	0,08	0,00
jareprovado	-1,20	0,00	-0,03	0,00
preescola	0,58	0,00	0,02	0,00
trabalhanoa	1,08	0,00	0,02	0,06
moracommae	0,54	0,00	0,04	0,00
mora5	0,14	0,30	0,00	0,68
mora5m	-0,12	0,39	-0,02	0,17
eletricidadenao	-0,72	0,00	-0,02	0,20
compcasa	0,90	0,00	0,03	0,00
livro20	0,60	0,00	-0,01	0,13
livro20m	1,12	0,00	-0,01	0,31
lelivro	0,18	0,13	-0,02	0,08

*Continua*

## Metodologia e banco de dados

*Continuação*

Variável	Tamanho da classe		Jornada escolar	
	Coeficiente	P-valor	Coeficiente	P-valor
<b><i>Diretor e professor</i></b>				
dtfunc15	1,35	0,00	0,06	0,00
dtfunc15m	2,24	0,00	0,00	0,91
tdir4	0,15	0,10	0,05	0,00
tdir5m	1,34	0,00	0,06	0,00
dcargah40	0,50	0,00	0,08	0,00
dcargah40mais	1,60	0,00	0,07	0,00
selsim	3,81	0,00	0,06	0,11
selout	1,90	0,00	0,02	0,02
escdocsupped	-0,27	0,01	0,00	0,61
escdocsupmat	-0,43	0,04	0,31	0,00
escdocsupout	0,16	0,13	0,05	0,00
templec10m	0,40	0,00	0,00	0,70
tempoesc10m	0,30	0,00	0,00	0,51
<b><i>Turma e escola</i></b>				
fthomo	1,56	0,00	-0,03	0,00
fthetero	1,62	0,00	0,02	0,11
meanprofic	0,03	0,00	0,00	0,00
desvprofic	0,07	0,00	0,00	0,00
jornada	0,32	0,00	—	—
tamclasse	—	—	0,00	0,01
tpublicosim	0,72	0,00	0,01	0,22

*Continua*

*Continuação*

Variável	Tamanho da classe		Jornada escolar	
	Coeficiente	P-valor	Coeficiente	P-valor
<b><i>Turma e escola</i></b>				
segurancasim	1,69	0,00	-0,02	0,11
violencianao	0,36	0,00	-0,03	0,00
conservbom	0,48	0,00	0,06	0,00
compas	0,67	0,00	0,00	0,53
intas	0,55	0,00	-0,02	0,00
capital	1,78	0,00	-0,06	0,00
norte	0,39	0,00	0,04	0,00
sudeste	1,04	0,00	0,37	0,00
sul	-1,85	0,00	-0,05	0,00
centroeste	-0,02	0,88	0,06	0,00
estadual	-0,48	0,00	0,06	0,00

tamanho médio da classe entre crianças cujas mães têm curso superior é de dois alunos a mais que a média entre as que possuem mães sem escolaridade. Alunos que já foram reprovados estão em salas de aula com menos 1,2 aluno em média, comparativamente aos alunos que nunca foram reprovados, assim como os alunos atrasados estudam em classes com menos 1,16 aluno em média, quando comparados aos alunos que estão na 4<sup>a</sup> série na idade correta. Analisando as variáveis de características dos diretores e professores, escolas e turmas, observa-se que o tamanho da classe está, em geral, positivamente correlacionado à qualidade dos insumos escolares.

A relação entre a jornada escolar e os insumos escolares, quando significativa, mostrou-se positiva, sugerindo que o número de horas

## Metodologia e banco de dados

que os estudantes passam dentro de sala de aula está associado à qualidade da escola. Ao contrário do que ocorre com o tamanho da classe, alunos com *background* favorável estão em escolas cuja jornada escolar é maior.



## 5. Análise dos resultados

Por causa das limitações computacionais do algoritmo de estimação do *generalized propensity score matching*, foi extraída uma amostra aleatória de 25% da amostra original.<sup>20</sup> A nova amostra contém 6.661 observações, e sua descrição é apresentada no Apêndice 1. A nova amostra não difere substancialmente da amostra original.

A próxima seção apresenta os resultados da aplicação do GPS *matching* na estimação do efeito tratamento associado ao tamanho da classe. Além disso, é proposto um teste de robustez de forma a verificar se a aplicação da metodologia é satisfatória ao separar o efeito tamanho da classe do *peer effect*. Finalmente, o efeito tratamento

---

<sup>20</sup> A utilização de todas as observações da amostra requer que o programa Stata 9 (*Statistics/Data Analysis*) forneça um *matsize* maior do que 11 mil, que é o tamanho máximo permitido.

da jornada escolar é obtido pelo uso do estimador *nearest neighbor matching* com correção de viés para tratamento binário.

### 5.1 Tamanho da classe

O Apêndice 2 apresenta os resultados da estimação dos parâmetros da distribuição condicional do tratamento, dadas as covariadas, primeiro passo na estimação da função resposta à dose. O teste de normalidade foi realizado e corrobora a hipótese de que a distribuição do tratamento condicional às covariadas é normal. O resultado do teste de Kolmogorov-Smirnov<sup>21</sup> de igualdade de distribuições, que testa a normalidade dos erros, pode ser visto na Tabela 8. Além do teste de normalidade, o histograma da variável tamanho da classe, apresentado no Gráfico 15, fornece indícios de que essa variável se distribui normalmente.

Uma vez estimada a função de distribuição condicional do tratamento, o GPS foi estimado para cada observação na amostra. O sumário estatístico é apresentado na Tabela 9.

O próximo passo consiste em testar a propriedade de balanceamento, ou seja, se dentro de um estrato com mesmo valor de  $r(t, X)$  há a probabilidade de que  $T = t$  não dependa do valor de  $X$ . O teste é implementado conforme o procedimento detalhado na Seção 4.1.2.

O tratamento foi dividido em quatro grupos: de 10 a 23, 24 a 27, 28 a 31 e 32 a 43.<sup>22</sup> Em cada um desses intervalos, o GPS estimado foi

---

<sup>21</sup> O princípio desse teste baseia-se na comparação da curva da frequência cumulativa dos dados com a função de distribuição teórica em hipótese (no caso, a normal). Quando as duas curvas se sobrepõem, a estatística de teste é calculada por meio da máxima diferença entre ambas. A magnitude da diferença estabelece-se probabilisticamente, segundo a lei de probabilidade dessa estatística, que se encontra tabelada. Se os dados experimentais se afastam significativamente do que é esperado segundo a distribuição em hipótese, então as curvas obtidas devem se encontrar igualmente afastadas, e, por um raciocínio análogo, se o ajustamento ao modelo hipotético é admissível, as curvas têm um delineamento próximo.

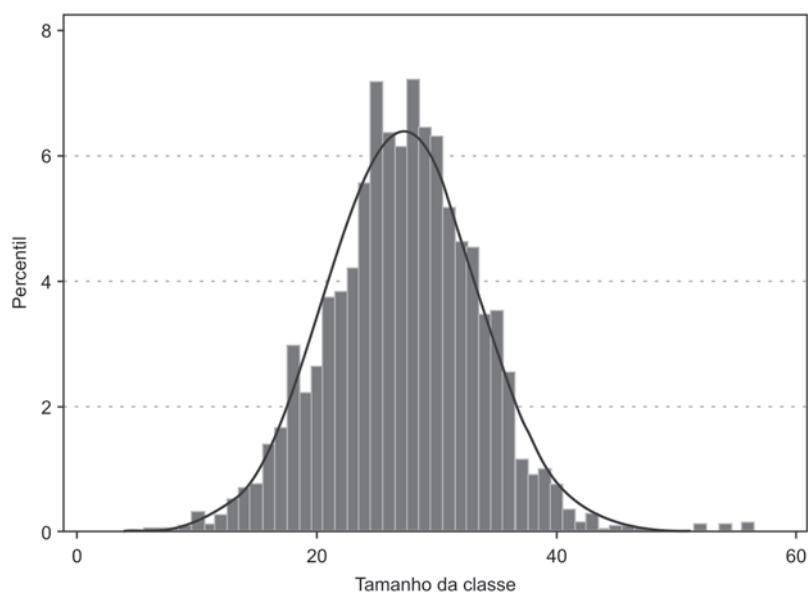
<sup>22</sup> 23, 27, 31 e 43 são os quartis da distribuição do tamanho da classe.

## Análise dos resultados

**Tabela 8. Teste de Kolmogorov-Smirnov de uma amostra  
contra a distribuição teórica normal**

	Estatística	P-valor	Corrigido
res_etreat	0,0117	0,512	
Acumulada	-0,0176	0,223	
K-S combinados	0,0176	0,442	0,431
Jornada escolar	12,648	4,20	0,53

**Gráfico 15. Histograma do tamanho da classe, Brasil, 2005**



**Tabela 9. Sumário estatístico do GPS estimado**

<b>%</b>	<b>Percentis</b>	<b>Obs.</b>	<b>2.425</b>
1	0,00169	Média	0,05374
5	0,01157	Desvio padrão	0,02090
10	0,02038	Variância	0,00044
25	0,03967	Assimetria	-0,86527
		Curtose	2,62089
50	0,06047	Mínimo	0,00004
		Máximo	0,07539
75	0,07178		
90	0,07488		
95	0,07526		
99	0,07539		

dividido em cinco classes, de acordo com os quantis do GPS avaliado em um ponto representativo (no caso, o 50º percentil do tamanho da classe dentro de cada um dos quatro grupos).

A estratégia é testar se a média das variáveis de pré-tratamento, condicional ao GPS, não é diferente entre as observações que pertencem a um grupo particular de tratamento e as que pertencem aos demais grupos. O resultado é apresentado na Tabela 10. A conclusão é que existem evidências de que a propriedade de balanceamento é satisfeita a nível inferior a 0,01.

O próximo passo é a estimativa da esperança condicional da resposta, a proficiência, dados o tratamento e o GPS. As formas funcionais lineares e quadráticas foram testadas. Cabe ressaltar que a função resposta à dose não se mostrou sensível à forma funcional

## Análise dos resultados

**Tabela 10. Teste da propriedade de balanceamento do *propensity score* para o tamanho da classe**

Diferença de média	Grupo de tratamento [10, 23]			Grupo de tratamento [24, 27]			Grupo de tratamento [28, 31]			Grupo de tratamento [32, 43]		
	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	
aluhomem	0,006	0,010	0,607	-0,015	0,008	-1,784	0,002	0,009	0,177	0,000	0,009	
alunaobranco	0,001	0,010	0,126	0,002	0,008	0,249	-0,006	0,008	-0,713	0,000	0,009	
alutrasado	-0,005	0,007	-0,772	0,006	0,006	0,984	0,006	0,006	0,867	-0,005	0,007	
escmae4i	-0,005	0,006	-0,947	-0,007	0,005	-1,423	0,010	0,005	2,020	-0,006	0,006	
escmae48	-0,003	0,009	-0,312	0,004	0,008	0,467	-0,005	0,008	-0,601	0,008	0,009	
escmae11	-0,009	0,008	-1,247	-0,001	0,006	-0,096	0,009	0,006	1,345	-0,004	0,007	
escmaesup	0,010	0,006	1,526	-0,003	0,005	-0,594	-0,006	0,005	-1,199	0,008	0,006	
escmaens	0,009	0,009	1,024	0,005	0,008	0,640	-0,006	0,008	-0,743	-0,007	0,008	
jareprovado	-0,010	0,008	-1,157	0,002	0,007	0,220	0,010	0,008	1,321	-0,001	0,009	
preescola	0,011	0,008	1,340	-0,003	0,007	-0,427	-0,007	0,007	-0,992	0,007	0,008	
trabalhano	-0,004	0,006	-0,661	0,009	0,005	1,725	-0,003	0,005	-0,553	0,001	0,006	
moracommae	0,000	0,005	-0,022	-0,003	0,005	-0,641	-0,005	0,005	-1,011	0,005	0,006	
mora5	-0,007	0,010	-0,746	0,005	0,008	0,652	0,003	0,008	0,353	-0,003	0,009	

*Continua*

*Continuação*

	Grupo de tratamento [10, 23]				Grupo de tratamento [24, 27]				Grupo de tratamento [28, 31]				Grupo de tratamento [32, 43]			
	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média
mora5m	0,006	0,009	0,741	-0,006	0,007	-0,842	-0,005	0,007	-0,722	0,001	0,008	0,131				
eletricidadeno	-0,002	0,003	-0,752	0,001	0,003	0,283	0,001	0,003	0,494	0,001	0,003	0,391				
compresa	0,008	0,008	1,023	-0,004	0,007	-0,545	0,003	0,006	0,486	-0,003	0,007	-0,427				
livro20	-0,007	0,010	-0,726	-0,006	0,008	-0,763	0,007	0,008	0,840	-0,004	0,009	-0,434				
livro20m	0,007	0,009	0,855	0,002	0,007	0,328	-0,002	0,007	-0,291	-0,003	0,008	-0,423				
lelivro	0,000	0,006	0,038	-0,001	0,005	-0,267	-0,008	0,005	-1,562	0,010	0,006	1,632				
dfunc15	-0,003	0,009	-0,310	0,000	0,008	-0,009	0,013	0,008	1,651	-0,007	0,008	-0,889				
dfunc15m	0,002	0,006	0,343	0,006	0,004	1,326	-0,002	0,004	-0,568	0,001	0,004	0,148				
tdir4	0,012	0,009	1,385	0,001	0,007	0,192	-0,016	0,008	-2,117	0,005	0,009	0,569				
tdir5m	0,002	0,009	0,170	0,004	0,007	0,596	0,012	0,007	1,652	-0,011	0,008	-1,446				
dcargah40	-0,014	0,010	-1,418	-0,013	0,008	-1,532	0,017	0,008	2,065	0,006	0,009	0,668				
dcargah40mais	0,011	0,010	1,092	0,008	0,008	0,979	-0,012	0,008	-1,479	-0,007	0,009	-0,835				
selsim	0,005	0,003	1,888	0,000	0,002	-0,142	0,000	0,002	-0,165	-0,001	0,002	-0,388				

*Continua*

## Análise dos resultados

*Continuação*

	Grupo de tratamento [10, 23]				Grupo de tratamento [24, 27]				Grupo de tratamento [28, 31]				Grupo de tratamento [32, 43]			
	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média
scfout	0,001	0,008	-0,111	0,006	0,007	0,889	0,000	0,007	0,062	-0,025	0,008	-3,004				
escdocsupped	-0,004	0,010	-0,400	0,014	0,008	1,709	-0,021	0,008	-2,512	0,031	0,009	3,341				
escdocsupmat	0,002	0,003	0,643	-0,001	0,003	-0,222	-0,004	0,003	-1,153	0,007	0,004	1,876				
escdocsupout	-0,003	0,009	-0,305	-0,008	0,008	-0,997	0,009	0,008	1,130	-0,006	0,009	-0,633				
tempelc10m	0,010	0,008	1,274	0,003	0,007	0,349	-0,006	0,008	-0,769	-0,004	0,008	-0,429				
tempoesc10m	-0,003	0,009	-0,347	0,009	0,008	1,125	-0,015	0,008	-1,908	-0,008	0,009	-0,842				
fthomo	-0,013	0,010	-1,283	-0,003	0,008	-0,333	0,022	0,008	2,632	-0,004	0,009	-0,455				
fthetoro	0,025	0,009	2,899	0,005	0,007	0,692	-0,041	0,007	-5,677	0,011	0,008	1,356				
meanprofic	0,143	0,505	0,283	0,519	0,429	1,210	0,162	0,442	0,366	-0,314	0,482	-0,651				
desprofic	-0,310	0,253	-1,228	0,204	0,213	0,954	-0,021	0,215	-0,098	-0,305	0,236	-1,294				
jornada	0,034	0,010	3,452	-0,017	0,008	-2,068	-0,017	0,008	-2,033	0,008	0,009	0,813				
tpublicosim	-0,015	0,009	-1,614	-0,001	0,008	-0,172	0,027	0,008	3,497	-0,012	0,009	-1,328				
segurancasim	-0,003	0,007	-0,446	0,008	0,006	1,489	-0,001	0,006	-0,105	0,002	0,005	0,338				

*Continua*

*Continuação*

	Grupo de tratamento [10, 23]			Grupo de tratamento [24, 27]			Grupo de tratamento [28, 31]			Grupo de tratamento [32, 43]		
	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t
violencianao	-0,005	0,008	-0,619	0,011	0,007	1,479	0,002	0,008	0,249	-0,009	0,008	-1,015
conservboom	0,008	0,008	0,931	0,007	0,007	0,983	0,005	0,007	0,757	-0,011	0,007	-1,524
compas	0,002	0,010	0,169	0,003	0,008	0,344	-0,020	0,008	-2,461	0,020	0,009	2,272
intas	0,000	0,009	0,009	-0,024	0,008	-3,197	0,020	0,008	2,617	0,000	0,008	0,029
capital	0,015	0,009	1,591	-0,003	0,008	-0,326	0,008	0,008	0,967	-0,020	0,009	-2,179
norte	0,002	0,008	0,228	0,004	0,007	0,579	-0,014	0,007	-1,896	-0,003	0,008	-0,400
sudeste	0,024	0,008	3,061	0,018	0,006	2,919	-0,029	0,006	-4,636	0,008	0,006	1,304
sul	-0,013	0,006	-2,040	-0,010	0,006	-1,636	0,026	0,006	4,102	0,000	0,007	-0,012
centroeste	-0,015	0,007	-2,191	0,001	0,006	0,237	0,012	0,006	2,113	-0,004	0,006	-0,672
estadual	0,013	0,010	1,321	-0,016	0,008	-1,856	0,002	0,009	0,201	-0,017	0,009	-1,814

## Análise dos resultados

utilizada na estimativa da esperança condicional da proficiência, com exceção para os valores de tamanho de classe no intervalo de 10 a 15, em que o efeito tratamento não se mostrou significativo quando o termo quadrático foi acrescentado. Finalmente, optou-se pela especificação linear do tratamento e do GPS, já que os termos quadráticos não foram significativos. A forma funcional final inclui o tratamento, o GPS e a interação do GPS com o tratamento, conforme apresentado na Tabela 11.

Como mencionado anteriormente, o teste de que os coeficientes envolvendo o GPS são diferentes de zero pode indicar a presença de viés introduzido pelas covariadas. Dado o P-valor associado aos coeficientes do GPS na Tabela 11, conclui-se que existe viés de seleção ao tratamento associado às covariadas. Cabe ressaltar que os coeficientes estimados dessa regressão não têm interpretação causal.

Por fim, a estimativa da função resposta à dose e, consequentemente, do efeito tratamento consiste em obter a média da função de regressão estimada no passo anterior ao longo da função escore, avaliada no nível de tratamento desejado. Especificamente, para obter

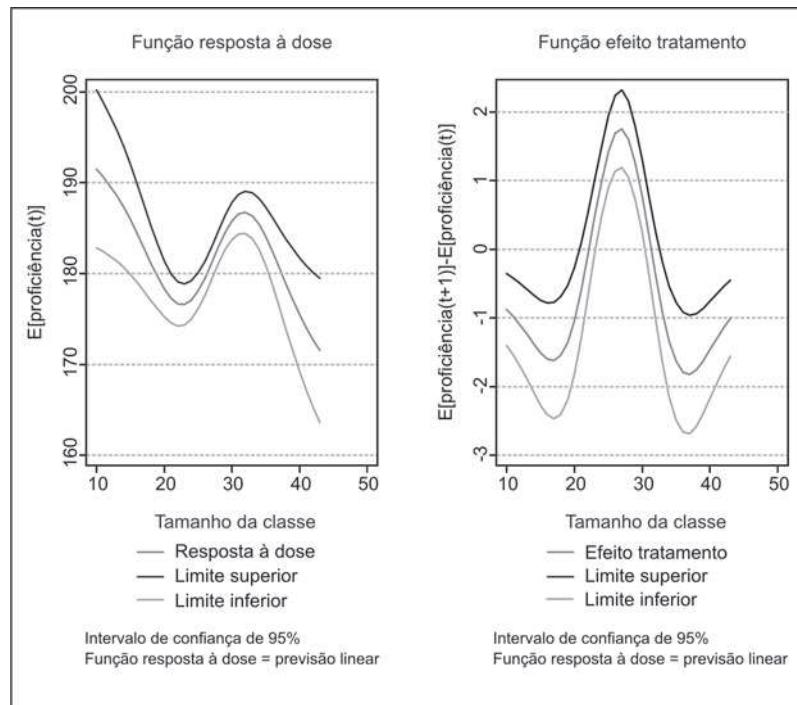
**Tabela 11. Parâmetros estimados da esperança condicional da resposta, dados o tratamento e o GPS**

<b>Modelo de regressão:</b>	$Y = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 T + \hat{\beta}_2 GPS + \hat{\beta}_3 T * GPS$		
Num. de obs. =	2.386		
Prob > F =	0,0000		
R-quadrado =	0,0175		
<b>Proficiência</b>	<b>Coeficiente</b>	<b>Desvio padrão</b>	<b>P-valor</b>
tamclasse	-0,648	0,232	0,005
GPS	-935,411	168,704	0,000
tamclasse*GPS	34,792	6,097	0,000
constante	198,388	6,514	0,000

uma estimativa de toda a função resposta à dose, estima-se a resposta média para cada nível de tratamento no qual se está interessado. Os resultados podem ser vistos no Gráfico 16 e no Apêndice 3.

O resultado mais surpreendente é obtido para o intervalo do tratamento de 23 a 30, em que o efeito de um aumento no tamanho da classe é positivo. Para os demais valores do tratamento, o aumento de uma unidade no tamanho da classe está associado a uma redução na proficiência escolar. Uma possível explicação para o efeito positivo é o já mencionado confundimento entre efeito tamanho da classe e *peer effect*.

**Gráfico 16. Função resposta à dose e função efeito tratamento para o tamanho da classe**



## Análise dos resultados

É importante ressaltar que várias especificações foram testadas até chegarmos ao resultado apresentado no Gráfico 16, no que diz respeito tanto às variáveis utilizadas para explicar a distribuição do tratamento condicional às covariadas quanto à forma funcional da esperança da resposta condicional ao tratamento e ao GPS. Todos os resultados foram compatíveis com a existência de um tamanho ótimo da classe de cerca de 30 alunos.<sup>23</sup>

### *Testando a robustez dos resultados*

Idealmente, o objetivo é identificar o efeito tamanho da classe controlando pelo *peer effect*. Mesmo que a média e o desvio padrão das notas de cada turma tenham sido utilizados como controle no *matching*, os resultados podem estar *contaminados* pelo efeito dos pares. É possível que o intervalo de 23 a 30 do tamanho de classe não seja suficientemente pequeno para que o efeito da redução do insumo professor atue ou seja suficientemente grande para que o efeito lotação prevaleça. Assim, se o GPS *matching* não foi capaz de separar esses dois canais, o acréscimo de um aluno ao tamanho da classe pode afetar positivamente a proficiência nesse intervalo por via do *peer effect*.

Na tentativa de separar, ou pelo menos amenizar, a interação do efeito classe com o efeito dos pares, a amostra foi dividida em alunos cujo diretor forma as turmas na escola por critério de homogeneidade de rendimento escolar e de heterogeneidade de rendimento.<sup>24</sup> A descrição dos dados para as duas amostras pode ser encontrada nos Apêndices 4 e 5. O argumento é que, nas turmas homogêneas, os alunos são mais parecidos entre si e, dessa forma, o aluno adicional gera menos externalidades (positivas ou negativas) sobre os demais.

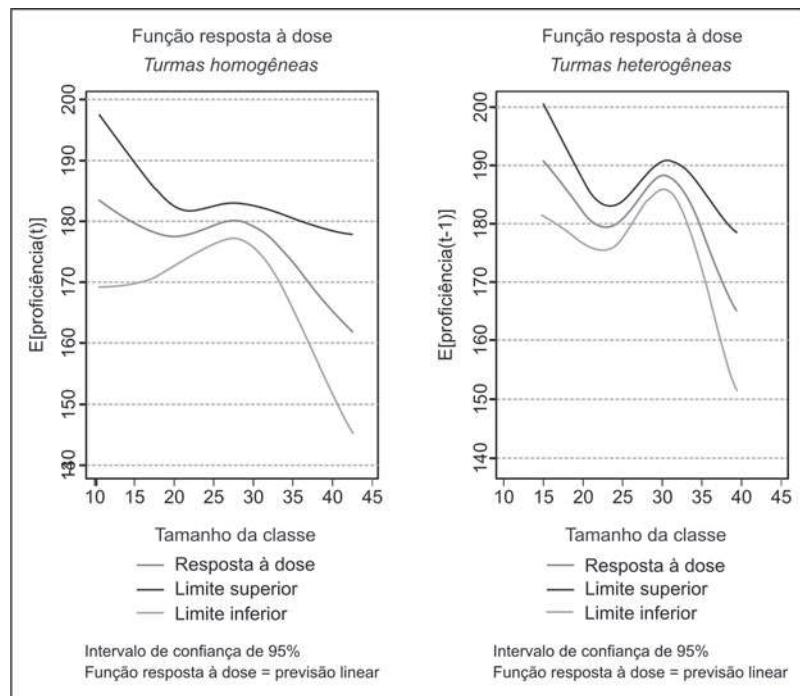
<sup>23</sup> Embora o Gráfico 16 mostre que a proficiência é mais elevada para os menores tamanhos de classe, esse resultado não foi robusto quando as várias especificações foram utilizadas.

<sup>24</sup> As amostras de alunos em turmas heterogêneas e homogêneas são compostas por 2.934 e 1.467 observações, respectivamente.

Assim, se o *matching* consegue isolar o *peer effect*, então as funções resposta à dose não devem ser significativamente diferentes para esses dois grupos de alunos.

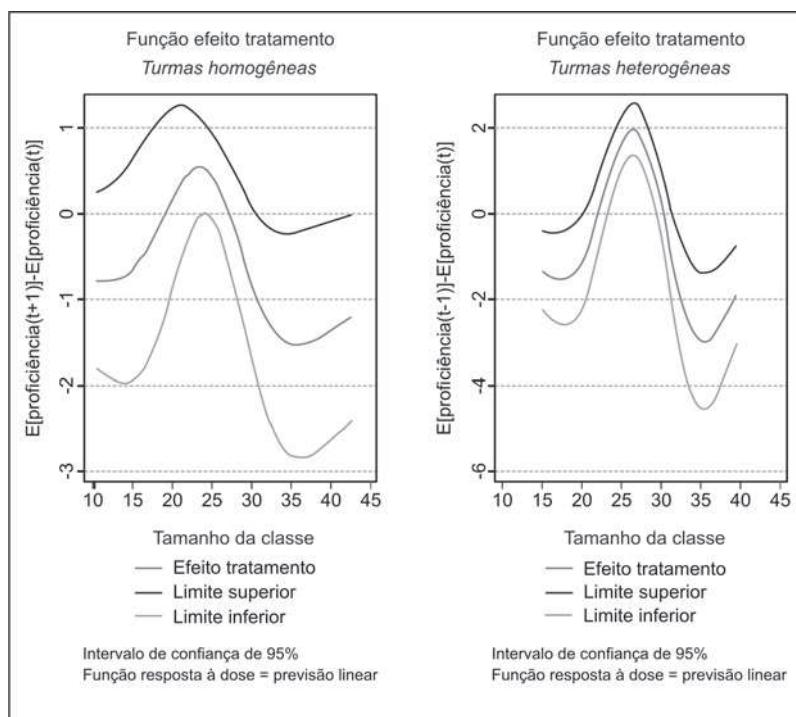
As funções resposta à dose estimadas bem como as funções efeito tratamento são apresentadas nos Gráficos 17 e 18 e Apêndices 6 e 7. Pode-se observar que, apesar de as curvas apresentarem o mesmo formato, a função resposta à dose estimada para a amostra de estudantes heterogêneos está acima daquela observada para os alunos homogêneos. Para um tamanho de classe de 34 alunos, localizado em

**Gráfico 17. Função resposta à dose para o tamanho da classe em turmas homogêneas e heterogêneas, Brasil, 2005**



## Análise dos resultados

**Gráfico 18. Função efeito tratamento para o tamanho da classe em turmas homogêneas e heterogêneas, Brasil, 2005**



uma região do gráfico onde as estimativas são razoavelmente mais precisas, a diferença entre as duas curvas é de 12,30 pontos, o que corresponde a aproximadamente 0,31 desvio padrão na distribuição de proficiência. Essa é a maior diferença observada entre as curvas. Se a hipótese de que as duas curvas são iguais pode ser rejeitada, então há indícios de que o efeito dos pares é relevante.

A função efeito tratamento para a amostra de turmas heterogêneas apresentou o mesmo padrão daquele estimado para toda a amostra. Contudo, analisando a função efeito tratamento para a amostra de

Jaqueline Maria de Oliveira

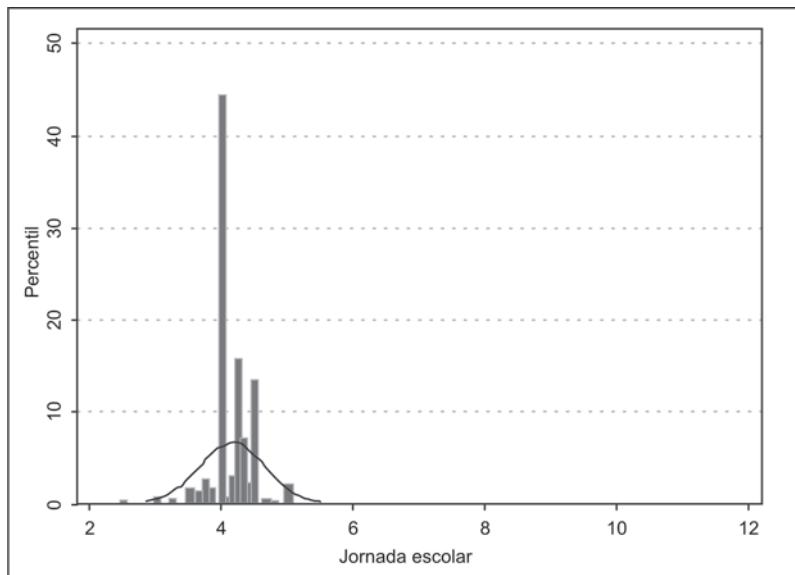
alunos em turmas homogêneas, percebe-se que o efeito positivo do aumento do tamanho da classe na faixa de 23 a 30 alunos desaparece. Uma explicação possível para esse resultado é que, ao utilizarmos a amostra de turmas homogêneas, conseguimos amenizar o efeito dos pares associado ao acréscimo de mais alunos na sala de aula, de forma que o canal pelo qual o tamanho da classe afetaria positivamente o desempenho escolar é controlado. Apenas a partir de um tamanho de classe superior a 30 alunos o efeito adverso do aumento da classe, o efeito lotação, é observado.

Como explicar o fato de que a proficiência escolar é maior entre os alunos de turmas heterogêneas? Vamos supor que um grupo de 200 alunos com determinada distribuição de habilidade tenha de ser alocado em 10 turmas de 20 alunos cada, de forma que cada turma seja a mais heterogênea possível. Nesse caso, os alunos com rendimento mais baixo estarão expostos a colegas com maior habilidade e podem se beneficiar de *learning spillovers* positivos, o que ocorreria em menor grau se as turmas fossem heterogêneas. Se a assimetria é relevante, ou seja, se os piores alunos ganham mais com a exposição aos bons alunos do que esses bons alunos perdem ao serem expostos aos alunos com rendimento inferior, então as turmas heterogêneas geram efeitos positivos sobre o desempenho escolar.

## 5.2 Jornada escolar

A aplicação da metodologia GPS *matching* tal como apresentada neste trabalho pressupõe que a variável de tratamento seja contínua e que a distribuição do tratamento condicional às covariadas seja normal. O Gráfico 19 mostra que esse não é o caso para a jornada escolar.

A alternativa utilizada para medir o efeito tratamento do aumento da jornada escolar foi considerar tratados aqueles cuja jornada é de cinco horas (507 observações, ou 2% da amostra) e não tratados aque-

**Gráfico 19. Histograma da jornada escolar, Brasil, 2005**

les cuja jornada é de quatro horas (11.893 observações, ou 42,70% da amostra). Os Apêndices 8 e 9 apresentam algumas estatísticas descritivas para o grupo dos tratados e não tratados.

Assim, o estimador de *propensity score matching* foi aplicado. Da mesma forma como descrito no caso do tamanho da classe, esse estimador é uma forma de reduzir o viés na estimativa do efeito tratamento originado do fato de que a seleção do tratamento não é aleatória. Ele se baseia na ideia de que o viés é reduzido quando a comparação é feita usando o grupo dos tratados e o grupo de controle, que são os mais parecidos possíveis. Resumidamente, o objetivo é estimar o efeito de um tratamento binário sobre uma variável resposta contínua. Para um indivíduo  $i$ ,  $i = 1, \dots, N$ , sejam  $Y_i(0)$  o resultado potencial desse indivíduo quando ele não é tratado e  $Y_i(1)$  o resultado quando ele é tratado. Se essas duas informações

estivessem disponíveis, o ATE (*average treatment effect*) e o ATT (*average treatment over treated*) seriam:

$$ATE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i(1) - Y_i(0)) \text{ e } ATT = \frac{1}{N_{1|W_i=1}} \sum_{i|W_i=1}^N (Y_i(1) - Y_i(0)) \quad (10)$$

em que  $W_i = 1$  se o indivíduo pertence ao grupo dos tratados e  $W_i = 0$  se o indivíduo pertence ao grupo de controle.

O problema é que só observamos um desses resultados para cada indivíduo na amostra. Vamos considerar o problema de estimar  $Y_i(0)$  para um indivíduo que foi exposto ao tratamento. Sob a hipótese de que o tratamento é “puramente aleatório” para indivíduos com valores similares das variáveis pré-tratamento, conhecida como *hipótese de inconfundibilidade*, a ideia básica dos estimadores de *matching* é imputar  $Y_i(0)$  com base em outros indivíduos na amostra, não tratados, cujas covariadas são similares. Dado que o *matching* baseado em um vetor  $n$ -dimensional é inviável quando  $n$  é grande, a metodologia de *propensity score matching* propõe que as características pré-tratamento sejam resumidas em apenas uma variável, o *propensity score*.<sup>25</sup>

Em relação à sua implementação, a estimação do *propensity score* para o tratamento binário é feita por meio de um modelo probit ou logit. O teste da propriedade de balanceamento é feito de forma análoga ao caso contínuo, com a diferença de que, nessa situação, podemos impor a restrição de que o teste seja realizado no suporte comum.<sup>26</sup> Após a estimativa do *propensity score* e do teste da propriedade de balanceamento, a estimativa do ATT é feita tomando-se cada unidade tratada

---

<sup>25</sup> A definição de *propensity score* bem como suas propriedades para tratamento binário são similares àquelas descritas anteriormente para o tratamento contínuo.

<sup>26</sup> Essa restrição implica que o teste da propriedade de balanceamento seja realizado apenas sobre as observações cujo *propensity score* pertença à interseção dos suportes do *propensity score* dos tratados e dos controles.

## Análise dos resultados

e procurando por uma unidade de controle com o valor do *propensity score* mais próximo. Em seguida, toma-se a média, ao longo das observações tratadas, da diferença entre a variável resposta dos tratados e a variável resposta dos *matches*.<sup>27</sup>

Os resultados são apresentados a seguir. A escolha das variáveis pré-tratamento utilizadas no *matching* foi feita de forma que a propriedade de balanceamento fosse satisfeita a um nível de significância de 0,005. A Tabela 12 apresenta o modelo logit utilizado na estimação do *propensity score*.

A região do suporte comum é [0,0060714, 0,24105419]. A definição do suporte comum eliminou 346 observações. A descrição estatística do *propensity score* é mostrada na Tabela 13, e o teste da propriedade de balanceamento é apresentado na Tabela 14. Os blocos do *propensity score* utilizados no teste de médias são definidos de forma que a média do *propensity score* não seja estatisticamente diferente entre os grupos de tratamento e controle.<sup>28</sup>

A conclusão do teste foi que, em todos os blocos do *propensity score* estimado, as médias das covariadas não foram estatisticamente diferentes entre o grupo de tratamento e o grupo de controle.

O efeito tratamento é estimado comparando-se a proficiência entre o grupo de tratamento e grupo de controle por meio do pareamento

<sup>27</sup> Esse estimador é conhecido como *nearest neighbor matching*. Sejam  $C(i)$  o conjunto de unidades controle pareadas com a unidade tratada  $i$  e  $p_i$  o *propensity score*. O *nearest neighbor matching* é tal que  $C(i) = \min_j \|p_i - p_j\|$ . O estimador é  $ATT = \frac{1}{N_1} \sum_{i \in T} \left[ Y_i^T - \sum_{j \in C(i)} \omega_{ij} Y_j^C \right]$ , em que  $\omega_{ij} = \frac{1}{N_i^C}$  se  $j \in C(i)$  e igual a zero, caso contrário.  $N_i^C$  é o número de observações no conjunto  $C(i)$ ,  $N_1$  é o número de observações tratadas,  $Y_i^T$  e  $Y_i^C$  são os resultados observados para unidades tratadas e de controle, respectivamente.

<sup>28</sup> No bloco 1, o intervalo do *propensity score* é [0,0060714, 0,025]; no bloco 2, [0,025, 0,05]; no bloco 3, [0,05, 0,1]; no bloco 4, [0,1, 0,2]; e no bloco 5, [0,2, 0,2411].

Jaqueline Maria de Oliveira

**Tabela 12. Parâmetros estimados da distribuição condicional  
do tamanho da classe, dadas as covariadas**

Núm. de obs. = 4.664

LR  $\chi^2(49)$  = 122,25

Prob  $> \chi^2$  = 0,0000

Pseudo R<sup>2</sup> = 0,0861

Regressão logística

log-verossimilhança = -7481,18

<b>Jornada escolar</b>	<b>Coeficiente</b>	<b>Desvio padrão</b>	<b>P-valor</b>
<b>Aluno</b>			
aluhomem	-0,388	0,171	0,023
alunaobranco	0,440	0,176	0,013
aluatrasado	0,210	0,294	0,475
escmae4i	1,017	1,060	0,337
escmae48	1,223	1,024	0,232
escmae11	1,833	1,026	0,074
escmaesup	1,230	1,050	0,241
escmaens	1,554	1,022	0,128
jareprovado	-0,205	0,223	0,357
preescola	0,740	0,267	0,005
trabalhano	0,202	0,303	0,505
moracommae	0,272	0,324	0,401
mora5	0,083	0,258	0,746
mora5m	-0,101	0,304	0,739
eletrecidadenao	0,039	0,530	0,941
compcasa	0,331	0,199	0,096
livro20	0,347	0,265	0,190
livro20m	0,545	0,294	0,064
Lelivro	0,055	0,272	0,840
<b>Turma e escola</b>			
tpublicosim	0,695	0,212	0,001
segurancasim	-1,106	0,395	0,005
violencianao	-1,073	0,163	0,000
conservbom	0,200	0,191	0,294
<b>tamclasse</b>	<b>0,010</b>	<b>0,013</b>	<b>0,460</b>

**Tabela 13. Sumário estatístico do PS estimado na região  
do suporte comum**

<b>%</b>	<b>Percentis</b>	<b>Obs.</b>	4.318
1	0,00641	Média	0,03736
5	0,00800	Desvio padrão	0,03257
10	0,00993	Variância	0,00106
25	0,01527	Assimetria	2,06820
		Curtose	8,28238
50	0,02672	Mínimo	0,00607
		Máximo	0,24105
75	0,04741		
90	0,07932		
95	0,10478		
99	0,16505		

dos tratados com o seu “vizinho” mais próximo, definido com base no *propensity score*. O resultado é apresentado na Tabela 15.

Assim, o efeito tratamento sobre os tratados estimados é de 14,09 pontos, o que corresponde a um movimento de 0,34 desvio padrão na distribuição da proficiência.

Um estimador de *matching* alternativo ao uso do *propensity score* foi desenvolvido por Abadie e Imbens (2002). O pareamento das unidades de tratamento e de controle é feito com base na distância entre os vetores de variáveis pré-tratamento. Define-se  $d_M(i)$  como a distância entre as covariadas da unidade  $i$ ,  $X_i$  e as covariadas do  $M$ -ésimo par mais próximo pertencente ao grupo oposto. Considerando a possibilidade de empate, essa seria a distância tal que estritamente menos do que

**Tabela 14. Teste da propriedade de balanceamento do propensity score para a jornada escolar.**

	Bloco 1			Bloco 2			Bloco 3			Bloco 4			Bloco 5		
	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t	Diferença de média	Desvio padrão	Estatística t
alinhoment	-0,077	0,093	-0,824	-0,059	0,076	-0,786	0,072	0,064	1,120	0,073	0,089	0,822	0,000	0,000	.
alunobranco	0,073	0,093	0,787	-0,095	0,073	-1,304	0,032	0,061	0,525	-0,017	0,091	-1,164	0,000	0,000	.
alhatrásado	0,172	0,070	2,456	-0,064	0,052	-1,229	-0,015	0,040	-0,377	-0,039	0,054	-0,712	0,000	0,000	.
esma4-i	0,003	0,065	0,053	-0,014	0,040	-0,346	0,033	0,028	1,161	-0,033	0,018	-1,787	0,000	0,000	.
esma4-8	0,022	0,090	0,247	-0,018	0,069	-0,263	-0,005	0,057	-0,991	0,065	0,077	-0,853	0,000	0,000	.
esmael11	-0,004	0,056	-0,063	0,033	0,062	0,533	-0,038	0,063	-0,609	-0,013	0,098	-0,131	-0,400	0,410	-0,976
esmaestup	0,006	0,059	0,110	-0,033	0,046	-0,714	0,028	0,041	0,675	0,003	0,054	0,052	0,000	0,000	.
esmaestns	-0,021	0,082	-0,253	0,029	0,071	0,407	-0,017	0,060	-0,287	-0,023	0,100	-0,229	0,040	0,410	0,976
jateprovado	-0,002	0,089	-0,024	0,035	0,068	0,513	0,026	0,054	0,486	-0,077	0,074	-1,053	0,000	0,000	.
presecola	0,008	0,086	0,095	0,028	0,047	0,508	-0,039	0,034	-1,143	-0,014	0,022	-0,607	0,000	0,000	.
trabalhano	0,013	0,062	0,203	0,013	0,040	0,324	-0,016	0,036	-0,444	-0,013	0,044	-0,290	0,000	0,000	.
moraconmae	-0,049	0,060	-0,813	-0,032	0,040	-0,802	0,042	0,032	1,320	0,005	0,036	0,148	0,000	0,000	.
mora5	0,017	0,092	0,188	0,059	0,071	0,826	-0,036	0,061	-0,505	0,073	0,089	-0,822	0,000	0,000	.
mora5m	0,073	0,084	0,868	-0,116	0,061	-1,907	0,34	0,051	0,658	0,071	0,070	1,007	0,000	0,000	.
eletricidadeno	-0,027	0,038	-0,700	0,002	0,023	0,074	0,003	0,018	0,160	0,014	0,022	0,607	0,000	0,000	.
compessa	0,064	0,063	1,009	-0,149	0,062	-2,404	0,011	0,060	0,186	0,144	0,097	1,484	-0,600	0,410	-1,464
livro20	0,038	0,091	0,416	0,011	0,073	0,157	-0,041	0,065	-0,624	0,121	0,101	1,194	-1,000	0,000	.
livro20m	0,069	0,071	0,983	-0,061	0,066	-0,930	0,020	0,060	0,333	-0,147	0,099	-1,486	1,000	0,000	.
livelivro	-0,010	0,059	-0,168	-0,005	0,049	-0,111	0,073	0,036	2,018	-0,118	0,062	-1,890	0,000	0,000	.
conserv_bom	0,019	0,068	0,285	-0,050	0,060	-0,824	-0,093	0,061	-1,535	0,242	0,095	2,552	0,400	0,410	0,976
seguracism	0,083	0,067	1,244	-0,005	0,030	-0,153	-0,034	0,018	-1,948	0,000	0,000	.	0,000	0,000	.
publicosim	-0,179	0,092	-1,938	-0,021	0,061	-0,346	0,082	0,046	1,789	0,019	0,029	0,659	0,000	0,000	.
violencianao	0,120	0,053	2,259	0,006	0,067	0,097	-0,028	0,065	-0,432	0,004	0,040	0,092	0,000	0,000	.
tanclasses	1,903	1,183	1,609	1,055	0,925	1,141	-1,074	0,820	-1,310	-2,020	1,165	-1,734	-2,700	7,514	-0,359

## Análise dos resultados

$M$  unidades estão próximas da unidade  $i$  por uma distância  $d_M(i)$ , e pelo menos  $M$  unidades estão tão próximas de  $i$  quanto  $d_M(i)$ .<sup>29</sup> Em seguida, define-se  $J_M(i)$  como o conjunto de índices dos pares da unidade  $i$  que são pelo menos tão próximos quanto o par  $M$ -ésimo<sup>30</sup> e  $\#J_M(i)$  é o número de elementos do conjunto  $J_M(i)$ .

Assim, os estimadores do ATE e ATT são:

$$ATE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i(1) - \hat{Y}_i(0)) \text{ e } ATT = \frac{1}{N_1} \sum_{i:W_i=1}^N (\hat{Y}_i(1) - \hat{Y}_i(0)) \quad (11)$$

em que:

$$\hat{Y}_i(0) = \begin{cases} Y_i & \text{se } W_i = 0 \\ \frac{1}{\#J_M(i)} \sum_{l \in J_M(i)} Y_l & \text{se } W_i = 1 \end{cases} \text{ e } \hat{Y}_i(1) = \begin{cases} \frac{1}{\#J_M(i)} \sum_{l \in J_M(i)} Y_l & \text{se } W_i = 0 \\ Y_i & \text{se } W_i = 1 \end{cases} \quad (12)$$

Para produzir o resultado final do efeito tratamento do aumento da jornada escolar de quatro horas para cinco horas, utilizou-se o estimador com correção para viés. Esse estimador ajusta a diferença entre os pares pelas diferenças nos valores das covariadas.<sup>31</sup> O ajustamento baseia-se na estimativa de duas funções de regressão,  $\mu_\omega = E[Y(\omega) | X = x]$ ,  $\omega = 0, 1$ .<sup>32</sup>

<sup>29</sup> Formalmente,  $d_M(i) > 0$  é um número real tal que

$\sum_{l:W_l=1-W_i} 1 \{ \|X_l - X_i\| < d_M(i) \} < M$  e  $\sum_{l:W_l=1-W_i} 1 \{ \|X_l - X_i\| \leq d_M(i) \} \geq M$

<sup>30</sup> Formalmente,  $J_M(i) = \{l = 1, \dots, N | W_l = 1 - W_i, \|X_l - X_i\| \leq d_M(i)\}$

<sup>31</sup> Abadie e Imbens (2002) mostraram que, com  $k$  variáveis de pré-tratamento contínuas, o estimador de *matching* terá um termo que corresponde às diferenças nas covariadas entre as unidades consideradas e seus correspondentes pares. Essa diferença é de ordem  $O_p(N^{-1/k})$ .

<sup>32</sup> Essa função de regressão é linear, e os parâmetros são estimados por OLS:  $\hat{\mu}_\omega = \hat{\beta}_{\omega 0} + \hat{\beta}_{\omega 1} x$ ,  $\omega = 0, 1$

**Tabela 15. Efeito tratamento sobre os tratados estimado para o aumento da jornada escolar com base no estimador *nearest neighbor matching***

N.º de obs. tratadas	N.º de obs. controle	ATT	Desvio padrão	Estatística t
164	158	14,09	5,77	2,44

Os estimadores do ATE e ATT são os mesmos, mas os resultados *missing* são estimados da seguinte forma:

$$\begin{aligned}\tilde{Y}_i(0) &= \begin{cases} Y_i & \text{se } W_i = 0 \\ \frac{1}{\#J_M(i)} \sum_{l \in J_M(i)} (Y_l + \hat{\mu}_0(X_l) - \hat{\mu}_0(X_i)) & \text{se } W_i = 1 \end{cases} \\ \tilde{Y}_i(1) &= \begin{cases} \frac{1}{\#J_M(i)} \sum_{l \in J_M(i)} (Y_l + \hat{\mu}_1(X_l) - \hat{\mu}_1(X_i)) & \text{se } W_i = 0 \\ Y_i & \text{se } W_i = 1 \end{cases}\end{aligned}\quad (13)$$

O ATE estimado é apresentado na Tabela 16. Todas as variáveis usadas na estimação do efeito tratamento do tamanho da classe foram incluídas, uma vez que a não utilização do *propensity score* dispensa a exclusão de covariadas que não satisfaçam a propriedade de balanceamento.

O ATT estimado não será apresentado, dado que os resultados estimados para o tamanho da classe correspondem ao *average treatment effect*, e o objetivo final deste trabalho é comparar as duas políticas. Assim, o ATE estimado do aumento da jornada escolar de quatro horas para cinco horas é de 8,36 pontos na proficiência em matemática, o que corresponde a cerca de 0,20 desvio padrão na distribuição das notas.

## Análise dos resultados

**Tabela 16. Efeito tratamento médio estimado para o aumento  
da jornada escolar com base no estimador *nearest  
neighbor matching* com correção de viés**

Núm. de obs. = 4.637			
Proficiência	Coeficiente	Desvio padrão	P-valor
ATE	8,357	4,435	0,059
<b>Variáveis usadas no matching:</b> aluhomem alunaobranco aluatasado escmae4i escmae48 escmae11 escmaesup escmaens jareprovado preescola trabalhanao moracommae mora5 mora5m eletricidadenao compcasa livro20 livro20m lelivro dtfunc15 dtfunc15m tdir4 tdir5m dcargah40 dcargah40mais selsim selout tpublicosim fthomo fthetero segurancasim violencianao conservbom compas intas escdocsupped escdocsupmat escdocsupout templec10m tempoesc10m capital norte sudeste sul centroeste estadual tamclasse			



## 6. Avaliação de política pública: análise de custo-efetividade

A aplicação da metodologia GPS *matching* permitiu estimar o efeito tratamento de políticas de redução do tamanho da classe no caso em que elas ultrapassam o número de 30 alunos por turma. Além disso, o efeito tratamento do aumento da jornada escolar de quatro horas para cinco horas foi estimado aplicando-se o estimador de *nearest neighbor matching* para tratamento binário. Considerando que a hipótese de identificação admitida é válida, os resultados obtidos por meio dessa aplicação representam o efeito causal dessas políticas sobre a proficiência.

Contudo, para recomendação de políticas educacionais que são mais eficientes no sentido de atingir o objetivo desejado, mais importante do que identificar qual política tem maior impacto sobre a proficiência escolar é apontar aquela que gera maior benefício em relação aos custos associados à sua implementação.

No presente trabalho, sugere-se a comparação entre políticas de redução do tamanho da classe e políticas de ampliação da jornada escolar por meio da análise de custo-efetividade. A análise de custo-efetividade (ou *cost-effectiveness analysis* – CEA) é uma das técnicas de avaliação econômica destinadas a comparar os custos e benefícios de alternativas de intervenção política e avaliar qual vale mais a pena. Nesse caso, a intervenção que possui a maior razão entre benefício e custo incremental é a que deve ser implementada.

Outra técnica bastante utilizada nesse tipo de avaliação é a análise de custo-benefício em que os custos totais, medidos em termos monetários, são subtraídos dos benefícios totais, também medidos em termos monetários. Nesse caso, quaisquer políticas cujos benefícios excedam os custos são recomendadas.

Uma das vantagens da CEA em relação à análise de custo-benefício é que os benefícios podem ser não monetários, o que torna a comparação entre duas determinadas intervenções mais fácil de ser realizada. Além disso, a CEA, por basear-se em uma razão, elimina problemas advindos da comparação de duas intervenções que requerem investimentos bastante diferentes em magnitude. Todavia, a principal desvantagem da CEA é a possibilidade de haver outra política, além daquelas consideradas no estudo, de maior razão custo-efetividade. Esse, contudo, é um problema também presente na análise de custo-benefício, motivo pelo qual se optou pela CEA no presente estudo.

## 6.1 Custos

Uma das etapas da CEA é a estimação dos custos associados às políticas que estão sendo analisadas. A análise que se segue baseia-se no estudo realizado por Levin, Glass e Meister (1984), intitulado *Cost-effectiveness of four educational interventions*, cujo objetivo foi avaliar e comparar políticas de tutoramento, assistência por meio de computadores, redução do tamanho da classe e ampliação da jornada

da escolar. As duas últimas intervenções analisadas no mencionado estudo são de interesse direto para o presente trabalho.

De acordo com os autores, os custos de redução do tamanho da classe envolvem professores e salas de aula adicionais. Também deve ser levado em conta que os custos por estudante aumentam, uma vez que os custos totais, mais elevados, devem ser divididos entre menos estudantes. O custo de uma redução específica do tamanho da classe pode ser calculado com base no número de salas e professores adicionais necessários para implementar a redução.

Por sua vez, os custos associados à ampliação da jornada escolar podem ser estimados de forma direta. Levin, Glass e Meister (1984) consideram que o único custo adicional dessa intervenção são os maiores salários que devem ser pagos pela hora adicional de trabalho dos professores.

Para obter os custos dessas políticas, foi utilizada uma planilha de cálculo dos custos de operação de uma escola de 1<sup>a</sup> a 4<sup>a</sup> séries, desenvolvida pela Tendências Consultoria com o objetivo de estimar o custo aluno-qualidade (CAQ). O Apêndice 10 apresenta os custos da escola, considerando-se um tamanho de classe de 25 alunos e jornada escolar de cinco horas em uma escola com 400 alunos.

Com base nos dados contidos no Apêndice 10, calculou-se o custo da hora adicional de um professor, principal componente do custo da redução do tamanho da classe e do aumento da jornada escolar. O custo professor/hora foi obtido da seguinte forma: o custo anual de um professor com nível superior com carga semanal de 40 horas é de R\$ 19.995; como o ano letivo é composto por 200 dias de aula, o total de trabalho no ano letivo é de 40 semanas; assim, o total de trabalho no ano, em horas, é de  $40*40 = 1.600$ , o que faz com que o salário/hora de um professor seja igual a  $19.995/1600 = 12,50$ . Para calcular o custo do aumento da jornada escolar, presume-se que o ano letivo seja mantido em 200 dias.

Jaqueline Maria de Oliveira

O outro custo variável com o tamanho da classe, mas não com a jornada escolar, é o custo com bens e serviços. Isso ocorre devido às salas de aula adicionais, que implicam mais gastos com água, energia elétrica, limpeza, manutenção e reposição de equipamentos etc. Os itens água, luz e telefone; material de limpeza; material de escritório; e manutenção e reposição de equipamentos, que compõem os custos com bens e serviços, variam conforme aumenta o número de turmas. Os demais itens são mantidos constantes.

A Tabela 17 ilustra o cálculo dos custos anuais totais e por aluno para uma escola com 400 alunos, turmas de 25 alunos e jornada de cinco horas. A diferença para o Apêndice 10 é que os custos com professor são calculados por hora.

Para calcular os custos para diferentes tamanhos de classe e jornada escolar, foram imputados diversos valores para as variáveis “Jornada dos alunos” e “Alunos por turma”. Os resultados aparecem na Tabela 18.

Como pode ser observado no Gráfico 20, o custo incremental da redução do tamanho da classe diminui a taxas decrescentes conforme o tamanho da classe aumenta. Reduzir o tamanho da classe de 11 alunos para 10 alunos gera um custo adicional de R\$ 118,16 quando a jornada é de quatro horas; por sua vez, a redução de 50 alunos para 49 alunos gera um custo adicional de R\$ 5,31. Esse padrão deve-se principalmente às diferenças na variação do número de turmas adicionais geradas pela redução.

A ampliação da jornada escolar aumenta os custos incrementais da redução do tamanho da classe, e esse aumento é maior para menores tamanhos de classe. Esse fato também está associado ao maior número de turmas adicionais necessárias, agora com jornada de cinco horas, quando a redução é feita a partir de menores tamanhos de classe.

**Avaliação de política pública: análise de custo-efetividade**

**Tabela 17. Ilustração do cálculo dos custos totais e custos por aluno para um dado tamanho de classe e jornada escolar**

<b>Insumos</b>		
Número de alunos	400	
Jornada dos alunos (horas)	5	
Alunos por turma	25	
Turmas	16	(= Número de alunos ÷ Alunos por turma)
Horas totais por semana	400	(= Turmas x Jornada x 5)
Quantidade de professores	10	(= Horas totais por semana ÷ 40)
Custo anual total com um professor	19.995	
<b>Custo professor/hora</b>	12,50	(= Custo anual total com um professor ÷ 1.600)
Custo anual com bens e serviços	139.688	= {A+B+C+[(D+E+F+G)/16] xTurmas}
<b>A</b> – Material didático	40.000	
<b>B</b> – Projetos de ações pedagógicas	40.000	
<b>C</b> – Conservação predial	11.688	
<b>D</b> – Água, luz e telefone	19.200	
<b>E</b> – Material de limpeza	4.800	
<b>F</b> – Material de escritório	4.800	
<b>G</b> – Manutenção e reposição de equipamentos	19.200	
		<b>Custo anual total</b>
		<b>Custo anual por aluno</b>
Professor	199.950	499,88
Pessoal (outros)	113.972	284,93
Alimentação	42.662	106,66
Custos na administração central	125.635	314,09
Bens e serviços	139.688	349,22
<b>Total</b>	<b>621.907</b>	<b>1.554,77</b>

Jaqueline Maria de Oliveira

**Tabela 18. Custos totais e custos por aluno por tamanho de classe e jornada escolar (em R\$)**

	Jornada = 4 horas		Jornada = 5 horas	
	Custo anual total	Custo anual por aluno	Custo anual total	Custo anual por aluno
10 alunos	875.194,61	2.187,99	975.169,61	2.437,92
11 alunos	827.930,97	2.069,83	918.817,34	2.297,04
12 alunos	788.544,61	1.971,36	871.857,11	2.179,64
13 alunos	755.217,69	1.888,04	832.121,53	2.080,30
14 alunos	726.651,75	1.816,63	798.062,47	1.995,16
15 alunos	701.894,61	1.754,74	768.544,61	1.921,36
16 alunos	680.232,11	1.700,58	742.716,49	1.856,79
17 alunos	661.118,14	1.652,80	719.926,96	1.799,82
18 alunos	644.127,94	1.610,32	699.669,61	1.749,17
19 alunos	628.926,19	1.572,32	681.544,61	1.703,86
20 alunos	615.244,61	1.538,11	665.232,11	1.663,08
21 alunos	602.866,04	1.507,17	650.473,18	1.626,18
22 alunos	591.612,79	1.479,03	637.055,97	1.592,64
23 alunos	581.338,09	1.453,35	624.805,48	1.562,01
24 alunos	571.919,61	1.429,80	613.575,86	1.533,94
25 alunos	563.254,61	1.408,14	603.244,61	1.508,11
26 alunos	555.256,15	1.388,14	593.708,07	1.484,27
27 alunos	547.850,17	1.369,63	584.877,94	1.462,19
28 alunos	540.973,18	1.352,43	576.678,54	1.441,70
29 alunos	534.570,47	1.336,43	569.044,61	1.422,61

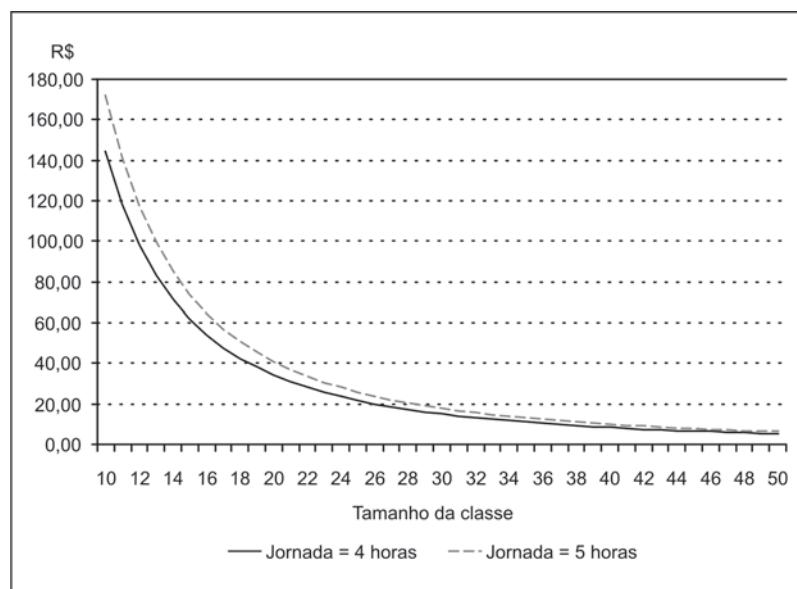
*Continua*

**Avaliação de política pública: análise de custo-efetividade**

*Continuação*

	<b>Jornada = 4 horas</b>		<b>Jornada = 5 horas</b>	
	<b>Custo anual total</b>	<b>Custo anual por aluno</b>	<b>Custo anual total</b>	<b>Custo anual por aluno</b>
30 alunos	528.594,61	1.321,49	561.919,61	1.404,80
31 alunos	523.004,29	1.307,51	555.254,29	1.388,14
32 alunos	517.763,36	1.294,41	549.005,55	1.372,51
33 alunos	512.840,06	1.282,10	543.135,52	1.357,84
34 alunos	508.206,37	1.270,52	537.610,79	1.344,03
35 alunos	503.837,47	1.259,59	532.401,75	1.331,00
36 alunos	499.711,28	1.249,28	527.482,11	1.318,71
37 alunos	495.808,12	1.239,52	522.828,39	1.307,07
38 alunos	492.110,40	1.230,28	518.419,61	1.296,05
39 alunos	488.602,30	1.221,51	514.236,92	1.285,59
40 alunos	485.269,61	1.213,17	510.263,36	1.275,66
41 alunos	482.099,49	1.205,25	506.483,63	1.266,21
42 alunos	479.080,32	1.197,70	502.883,90	1.257,21
43 alunos	476.201,59	1.190,50	499.451,59	1.248,63
44 alunos	473.453,70	1.183,63	496.175,29	1.240,44
45 alunos	470.827,94	1.177,07	493.044,61	1.232,61
46 alunos	468.316,35	1.170,79	490.050,04	1.225,13
47 alunos	465.911,63	1.164,78	487.182,91	1.217,96
48 alunos	463.607,11	1.159,02	484.435,24	1.211,09
49 alunos	461.396,65	1.153,49	481.799,71	1.204,50
50 alunos	459.274,61	1.148,19	479.269,61	1.198,17

**Gráfico 20. Custo/aluno incremental da redução do tamanho da classe como função do tamanho da classe e da jornada escolar**



## 6.2 Benefícios

Os benefícios incrementais da redução do tamanho da classe são os acréscimos na proficiência, dados pelos efeitos tratamento estimados pelo método GPS *matching*, aplicado à amostra das turmas homogêneas. Acredita-se que esses resultados estarão menos “contaminados” pelo efeito dos pares. Foram considerados apenas os valores para os quais o efeito tratamento se mostrou significativo, de acordo com o intervalo de confiança de 95% calculado. Por sua vez, o benefício incremental de aumento da jornada escolar de quatro horas para cinco horas é o ATE estimado, apresentado na Tabela 16.

A Tabela 19 mostra que o benefício incremental do aumento da jornada escolar de quatro horas para cinco horas é de 8,36 pontos na

**Tabela 19. Benefício incremental de reduções no tamanho da classe e ampliação da jornada escolar, em termos de aumento na proficiência escolar**

Redução no tamanho da classe (número de alunos)	Benefício incremental (proficiência)
41-40	1,39
40-39	1,45
39-38	1,49
38-37	1,53
37-36	1,54
36-35	1,54
35-34	1,50
34-33	1,41
33-32	1,26
32-31	1,07
31-30	0,82
Ampliação da jornada escolar (horas)	Benefício incremental (proficiência)
4-5	8,36

proficiência em matemática, ou 0,20 desvio padrão na distribuição de notas. Por sua vez, o benefício incremental de reduzir o tamanho da classe de 41 alunos para 40 alunos é de 1,39 ponto na proficiência em matemática de um aluno da 4<sup>a</sup> série; de 37 alunos para 36 alunos, o benefício incremental correspondente é de 1,54 ponto; e de 0,82 ponto é o benefício de uma redução de 31 alunos para 30 alunos. A partir de 30 alunos, a diminuição do número de alunos não gera benefícios.

Considerando a redução média de oito alunos no tamanho da classe gerada pelo Projeto Star, os resultados da Tabela 19 mostram que uma redução de 38 alunos para 30 alunos está associada a um

aumento de 10,67 pontos ou, equivalentemente, a um movimento de 0,26 desvio padrão na distribuição de proficiência. Esse resultado é compatível com o limite superior do intervalo encontrado por Finn e Achilles (1990) para o efeito classe, que corresponde a 0,13-0,27 desvio padrão. Da mesma forma, Urquiola (2000) encontra um intervalo de 0,17 a 0,26 desvio padrão para o efeito classe de uma redução de oito alunos na Bolívia.

### **6.3 Custo-efetividade**

Para o cálculo do indicador de custo-efetividade da redução do tamanho da classe, serão considerados os custos anuais incrementais por aluno associados à redução, mantendo a jornada escolar fixa em quatro horas. Esses custos incrementais variam de acordo com o tamanho da classe.

No que se refere à ampliação da jornada escolar, dado que o custo incremental por aluno aumenta à medida que o tamanho da classe diminui, diferentes tamanhos de classe foram considerados no cálculo do indicador de custo-efetividade dessa intervenção. O benefício incremental, contudo, é constante e igual a 8,36 pontos. As Tabelas 20 e 21 mostram os índices de custo-efetividade associados às políticas de redução do tamanho da classe e de elevação da jornada escolar, respectivamente.

De acordo com os resultados, a redução do tamanho da classe é mais custo-efetiva do que o aumento da jornada escolar quando partimos de tamanhos de classe maiores. Se considerarmos uma situação inicial em que a jornada é de quatro horas e o tamanho da classe é de 41 alunos, a redução de 41 alunos para 33 alunos, por exemplo, gera um benefício de 11,85 pontos, enquanto os custos são iguais a R\$ 76,85, o que corresponde a um índice de custo-efetividade de 0,154, maior do que o índice de 0,137 associado a um aumento da jornada de quatro horas para cinco horas partindo de uma classe de 41 alunos.

**Tabela 20. Índice de custo-efetividade associado a reduções no tamanho da classe**

Cenário – jornada escolar (horas)	Redução no tamanho da classe (número de alunos)	Benefício incremental (proficiência)	Custo anual incremental por aluno (R\$)	Índice de custo-efetividade
4	<b>41-40</b>	1,39	7,93	<b>0,176</b>
4	<b>40-39</b>	1,45	8,33	<b>0,174</b>
4	<b>39-38</b>	1,49	8,77	<b>0,170</b>
4	<b>38-37</b>	1,53	9,24	<b>0,166</b>
4	<b>37-36</b>	1,54	9,76	<b>0,158</b>
4	<b>36-35</b>	1,54	10,32	<b>0,150</b>
4	<b>35-34</b>	1,50	10,92	<b>0,137</b>
4	<b>34-33</b>	1,41	11,58	<b>0,121</b>
4	<b>33-32</b>	1,26	12,31	<b>0,103</b>
4	<b>32-31</b>	1,07	13,10	<b>0,081</b>
4	<b>31-30</b>	0,82	13,98	<b>0,059</b>

Contudo, o aumento da jornada escolar torna-se mais custo-efetivo do que políticas de redução do tamanho da classe quando as classes são menores. Reduzir o tamanho das salas de 33 alunos para 30 alunos gera um benefício incremental de 3,15 pontos e um custo anual adicional por aluno de R\$ 39,39, com o índice de custo-efetividade igual a 0,080. Por sua vez, partindo de um tamanho de classe de 33 alunos, o índice de custo-efetividade do aumento da jornada escolar de quatro horas para cinco horas é de 0,110. Para tamanhos de classe menores do que 30 alunos, a redução não gera benefícios,

Jaqueline Maria de Oliveira

**Tabela 21. Índice de custo-efetividade associado ao aumento da jornada escolar**

Cenário – tamanho de classe (número de alunos)	Ampliação da jornada escolar (horas)	Benefício incremental (proficiência)	Custo anual incremental por aluno (R\$)	Índice de custo-efetividade
41	4-5	8,36	60,96	<b>0,137</b>
40	4-5	8,36	62,48	<b>0,134</b>
39	4-5	8,36	64,09	<b>0,130</b>
38	4-5	8,36	65,77	<b>0,127</b>
37	4-5	8,36	67,55	<b>0,124</b>
36	4-5	8,36	69,43	<b>0,120</b>
35	4-5	8,36	71,41	<b>0,117</b>
34	4-5	8,36	73,51	<b>0,114</b>
33	4-5	8,36	75,74	<b>0,110</b>
32	4-5	8,36	78,11	<b>0,107</b>
31	4-5	8,36	80,62	<b>0,104</b>
30	4-5	8,36	83,31	<b>0,100</b>

de forma que o índice de custo-efetividade dessa política é zero. O aumento da jornada escolar continua sendo custo-efetivo.

Os resultados implicam que, quando os custos são considerados, políticas de aumento da jornada escolar dos estudantes são mais efetivas do que políticas de redução do tamanho da classe quando as classes têm menos de 34 alunos. Do contrário, a redução do tamanho da classe se mostra mais efetiva.

## 7. Considerações finais

Boa parte dos trabalhos produzidos na área de economia da educação procurou avaliar o impacto dos insumos escolares sobre o desempenho escolar como forma de propor políticas educacionais com o objetivo de melhorar a qualidade do ensino. Essa investigação assume caráter estratégico, uma vez que o provimento desses insumos é o instrumento mais direto à disposição dos responsáveis pela formulação das políticas públicas. Assim, a falta de consenso entre os estudiosos do tema torna necessária a produção de investigações mais profundas sobre a questão, principalmente no que se refere a estudos específicos para o Brasil.

Nesse sentido, o presente trabalho buscou contribuir para o estudo dos determinantes da qualidade da educação no Brasil ao propor a estimativa dos efeitos de políticas de redução do tamanho da classe e de ampliação da jornada escolar por meio dos estimadores de *matching*.

Como a seleção dos insumos escolares empregados no processo educacional é possivelmente endógena, utilizou-se o referido método na tentativa de identificar o efeito causal desses insumos, tamanho da classe e jornada escolar, sobre a proficiência.

Os resultados obtidos favorecem a conclusão de que os recursos escolares impactam o desempenho escolar. O efeito estimado da ampliação da jornada escolar de quatro horas para cinco horas foi de 8,36 pontos de acréscimo na proficiência em matemática dos alunos da 4<sup>a</sup> série, o que corresponde a um movimento de 0,20 desvio padrão na distribuição das notas.

No caso do tamanho da classe, a identificação do efeito tratamento é dificultada pela interação do efeito tamanho da classe com o efeito dos pares. Na tentativa de lidar com a questão, o efeito tratamento foi estimado considerando-se apenas a amostra de alunos em turmas homogêneas. Houve evidências de um efeito tamanho da classe apenas para turmas a partir de 30 alunos. A redução do tamanho da classe de 38 alunos para 30 alunos está associada a um aumento de 10,67 pontos ou, equivalentemente, a um movimento de 0,26 desvio padrão na distribuição de proficiência. Esse resultado é compatível com o efeito classe estimado por alguns trabalhos na literatura sobre tamanho da classe, entre eles Finn e Achilles (1990) – cujo efeito classe estimado está entre 0,13 e 0,27 desvio padrão – e Urquiola (2000) – com efeito classe estimado entre 0,17 e 0,26 desvio padrão.

Apesar de ambas as políticas apresentarem impacto sobre o desempenho escolar, conclusões a respeito da política mais adequada devem levar em conta os custos de sua implementação. A análise de custo-efetividade foi utilizada para verificar quais das duas intervenções envolvem o maior benefício, em termos de proficiência, em relação aos custos. O indicador de custo-efetividade de uma política de ampliação da jornada escolar supera o indicador de uma política de redução do tamanho da classe quando o ponto de partida é uma

## Considerações finais

jornada de quatro horas e o tamanho da classe é de 33 alunos ou menos. Nesse cenário, os resultados sugerem que o aumento da jornada é a melhor intervenção. Para tamanhos de classe maiores do que 33 alunos e menores do que 41 alunos, a comparação dos indicadores sugere que diminuir o tamanho das turmas é a melhor intervenção. Aproximadamente 28% dos alunos da 4<sup>a</sup> série das escolas estaduais e municipais do todo o Brasil estudam em salas de aula de 30 alunos a 40 alunos. Os resultados da análise de custo-efetividade indicam que a proficiência desses alunos pode ser melhorada pela redução do tamanho da classe e que essa medida tem maior razão custo-benefício comparativamente ao aumento da jornada escolar. Para os 70% restantes, a medida mais efetiva seria o aumento da jornada escolar.

Outro resultado importante apresentado neste trabalho é que os alunos de classes heterogêneas em termos de rendimento escolar apresentaram melhor desempenho em relação àqueles de classes homogêneas. Se os piores alunos ganham mais com a exposição aos bons alunos do que esses bons alunos perdem ao serem expostos aos alunos com rendimento inferior, então as turmas heterogêneas geram efeitos positivos sobre o desempenho escolar. Assim, a formação de turmas heterogêneas seria uma das formas de aumentar a proficiência.

Por fim, se a aplicação dos estimadores de *matching* eliminou o viés gerado pela não aleatoriedade do tratamento, isso depende da verificação da hipótese que identifica os resultados do método como o efeito causal das intervenções sobre a proficiência. Em outras palavras, a hipótese de que todas as variáveis pré-tratamento empregadas produziram um bom pareamento dos estudantes não deve ser rejeitada. Os resultados dos testes da propriedade de balanceamento do *propensity score* para o tamanho da classe e a jornada escolar sugerem que foi obtido um bom pareamento. Contudo, é necessário considerar a possibilidade de que o procedimento aplicado não tenha lidado completamente com o problema de variáveis não observáveis que afetam

Jaqueline Maria de Oliveira

a seleção ao tratamento. Um ponto importante a ser considerado, entretanto, é que a direção do viés levaria a subestimar o efeito da redução do tamanho da classe. Como houve evidências de um efeito positivo, pelo menos para classes a partir de 30 alunos, isso sugere que, se o viés não foi eliminado, o efeito da redução do tamanho da classe foi pelo menos o encontrado neste trabalho. Por outro lado, no caso da jornada escolar, a direção do viés nos levaria a superestimar o efeito do aumento da jornada de quatro horas para cinco horas. Se o viés não foi eliminado, o efeito dessa política seria menor do que o mostrado aqui.

Mais adiante, pretende-se incluir a variável número de matrículas na estimação do efeito classe. Não controlar por essa variável pode gerar um confundimento entre o efeito tamanho da classe e um efeito escala, na medida em que o tamanho da classe e o número de matrículas são possivelmente correlacionados.

## Referências

- ABADIE, Alberto; IMBENS, Guido W. *Simple and bias-corrected matching estimators*. Tech. rep., Department of Economics, UC Berkeley, 2002. Disponível em: <<http://emlab.berkeley.edu/users/imbens/>>. Acesso em: 3.3.2008.
- ABADIE, Alberto; DRUKKER, David; HERR, Jane L.; IMBENS, Guido W. Implementing matching estimators for average treatment effects in stata. *The Stata Journal*, v. 4, n. 3, p. 290-311, 2004.
- ANGRIST, Joshua D.; LAVY, Victor. Using Maimonides' rule to estimate the effect of class size on children's academic achievement. *Quarterly Journal of Economics*, v. 114, p. 533-75, May 1999.
- ARONSO, Julie.; ZIMMERMAN, Joy.; CARLOS, Lisa. *Improving student achievement by extending school: is it just a matter of time?* 1999. Disponível em: <<http://www.ecs.org/html/Document.asp?chouseid=2626>>. Acesso em: 12.1.2008.

Jaqueline Maria de Oliveira

BARROS, Ricardo P. *et al.* Determinantes do desempenho educacional do Brasil. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, Rio de Janeiro, v. 31, n. 1, p. 1-42, abril de 2001.

BECKER, Sascha O.; ICHINO Andrea. Estimation of average treatment effect based on propensity scores. *The Stata Journal*, v. 2, n. 4, p. 358-77, November 2002.

BEHRMAN, Jere R.; ROSS, David; SABOT, Richard. Improving the quality versus increasing the quantity of schooling: evidence for rural Pakistan. 2002, 53p. (mimeo).

BEHRMAN, Jere R. BIRDSALL, Nancy. The quality of schooling: quantity alone is misleading. *The American Economic Review*, v. 73, n. 5, p. 10, November 1983.

BIA, Michela; MATTEI, Alessandra. Application of the generalized propensity score. Evaluation of public contributions to Piedmont enterprises. 2007, 92p. (mimeo).

\_\_\_\_\_. A Stata package for the estimation of the dose-response function through adjustment for the generalized propensity score. *The Stata Journal* (no prelo).

BROWN, Byron.W.; SAKS, Daniel. H. Measuring the effects of instructional time on student learning: evidence from the beginning teacher evaluation study. *American Journal of Education*, v. 94, p. 480-500, August 1986.

CAVALIERE, Ana Maria. Tempo de escola e qualidade na educação pública. *Educação e Sociedade*, v. 28, n. 100 – Especial, p. 1015-35. Campinas, outubro de 2007.

COTTON, Kathleen; SAVARD, W. G. Time Factors in Learning. 1981, 113p. (mimeo).

DECICCA, Philip. Does full-day kindergarten matter? Evidence from the first two years of schooling. *Economics of Education Review*, v. 26, p. 67-82, fevereiro de 2007.

## Referências

- DUFLO, Esther; DUPAS, Pascaline; KREMER, Michael. Peer effects, pupil-teacher ratios, and teacher incentives: evidence from a randomized evaluation in Kenya. 2007, 47p. (mimeo).
- DURAISAMY, P; JAMES, Estelle; LANE, Julia; TAN, Jee-Peng. Is there a quantity-quality trade-off as enrollments increase? Evidence from Tamil Nadu, India. 1997, 34p. (mimeo).
- FELÍCIO, Fabiana; FERNANDES, Reynaldo. O efeito da escola sobre o desempenho escolar: uma avaliação do ensino fundamental no estado de São Paulo. In: Encontro Anual da Associação Nacional dos Programas de Pós-Graduação em Economia – Anpec, 156, 2005, Natal. *Anais do XXXIII Encontro Nacional de Economia*. Natal: Anpec, 2005.
- FINN, Jeremy D.; ACHILLES, Charles M. Answers and questions about class size: a Statewide experiment. *American Educational Research Journal*, p. 557-77, Autumn 1990.
- FREDRICK, Wayne C.; WALBERG, Herbert J. Learning as a function of time. *Journal of Educational Research*, v. 73, p. 183-94, 1980.
- GURYAN, Jonathan. Does money matter? Estimates from education finance reform in Massachusetts. 2003, 25p. (mimeo).
- HANUSHEK, Eric A. Conceptual and empirical issues in the estimation of educational production function. *Journal of Human Resources*, v. 14, n. 3, p. 351-88, verão de 1979.
- . The economics of schooling: production and efficiency in public schools. *The Journal of Economic Literature*, v. 24, n. 3, p. 1141-77, September 1986.
- . *The evidence on class size*. Rochester, N.Y.: University of Rochester, W. Allen Wallis Institute of Political Economy, 1998 (Occasional Paper 98-1)

Jaqueline Maria de Oliveira

- \_\_\_\_\_. *The failure of input-based schooling policies*. Cambridge: NBER, 2002 (Working Papers; 9040).
- \_\_\_\_\_. The economics of school quality. *German Economic Review*, v. 6, n. 3, p. 269-86, 2002.
- \_\_\_\_\_. *The long run importance of school quality*. Cambridge: NBER, 2002 (Working Papers 9071).
- HANUSHEK, Eric A.; KIMKO, Dennis. D. Schooling, labor force quality, and the growth of nations. *American Economic Review*, v. 90 n. 5, p. 11894-208, November 2000.
- HANUSHEK, Eric A.; LAVY, Victor; HITOMI, Kohtaro. *Do students care about school quality? determinants of dropout behavior in developing countries*. Cambridge: NBER, 2006 (Working Papers 12737).
- HECKMAN, James; NAVARRO-LOZANO, Salvador. *Using matching, instrumental variables and control functions to estimate economic choice models*. Uppsala: Institute for Labor Market Policy Evaluation – IFAU, 2003 (Working Papers 2003: 4).
- HEDGES, Larry V.; LAINE, Richard.; GREENWALD Rob. Does money matter? A meta-analysis of studies of the effects of differential school inputs on student outcomes. *Educational Researches*, v. 23, p. 5-14, 1994.
- HIRANO, Keisuke.; IMBENS, Guido W. The propensity score with continuous treatments. 2004, 13p. (mimeo).
- HOXBY, Caroline. *Peer effect in the classroom: learning from gender and race variation*. Cambridge: NBER, 2000 (Working Paper 7867).
- IMBENS, Guido W. *The role of propensity score in estimating dose-response functions*. Cambridge: NBER, 1999 (Working Paper T0237).
- KIDDER, Steven J.; O'REILLY, R. P.; KIESLING, H. J. Quantity and quality of instruction: empirical investigations. In: Annual Meeting of the American Educational Research Association, March-April 1975.

## Referências

- KRUEGER, Alan B. Experimental estimates of educational production function. *Quarterly Journal of Economics*, v. 114, n. 2, p. 497-532, 1999.
- \_\_\_\_\_. Economic considerations and class size. *The Economic Journal*, v. 133, p. F34-63, fevereiro de 2003.
- LEVIN, Henry M.; GLASS, Gene V.; MEISTER, Gail R. *Cost effectiveness analysis of for interventions*. 1984. Disponível em: <<http://www.eric.ed.gov>>. Acesso em: 26.02.2008.
- LUDWIG, Jens; BASSI, Laurie J. The puzzling case of school resources and student achievement. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, v. 21, n. 4, p. 385-403, Winter 1999.
- MENEZES-FILHO, Naércio A. de. A evolução recente da educação no Brasil. São Paulo, 2003. Tese de. livre-docência. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.
- MURNANE, Richard J.; WILLETT, John B.; LEVY, Frank. The growing importance of cognitive skill in wage determination. *Review of Economics and Statistics*, v. 77, n. 2, p. 251-66, May 1995.
- RIGOTTO, Márcia E.; SOUZA, Nali de Jesus. A evolução da educação no Brasil, 1970-2003. 2005, 20p. (mimeo).
- RIVKIN, Steven G.; HANUSHEK, Eric A.; KAIN, John F. Teachers, schools, and academic achievement. *Econometrica*, v. 73, n. 2, p. 417-58, março de 2005.
- ROSENBAUM, Paul R.; RUBIN, Donald B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, v. 70, n. 1, p. 41-55, 1983.
- URQUIOLA, Miguel. Identifying class size effects in developing countries: Evidence from rural schools in Bolivia. 2000.
- URQUIOLA, Miguel; VERHOOGEN, Eric A. Class size and sorting in market equilibrium: theory and evidence. 2007, 54p. (mimeo).



**Apêndice 1: Estatísticas descritivas da amostra  
de 25%, Brasil, 2005**

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<i>Aluno</i>					
aluhomem	6.491	0,50	0,50	0	1
alunaobranco	6.306	0,65	0,48	0	1
aluatrasado	6.130	0,18	0,38	0	1
escmae4i	5.955	0,11	0,31	0	1
escmae48	5.955	0,32	0,46	0	1
escmae11	5.955	0,16	0,37	0	1
escmaesup	5.955	0,09	0,29	0	1
escmaens	5.955	0,28	0,45	0	1

*Continua*

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Aluno</i></b>					
jareprovado	6.335	0,36	0,48	0	1
preescola	6.222	0,75	0,43	0	1
trabalhanao	6.429	0,88	0,33	0	1
moracommae	6.447	0,91	0,29	0	1
mora5	6.344	0,63	0,48	0	1
mora5m	6.344	0,27	0,45	0	1
eletrecidadenao	6.529	0,04	0,19	0	1
compcasa	6.269	0,17	0,38	0	1
livro20	6.405	0,61	0,49	0	1
livro20m	6.405	0,24	0,42	0	1
lelivro	6.384	0,89	0,31	0	1
<b><i>Diretor e professor</i></b>					
dfunc15	6.407	0,34	0,47	0	1
dfunc15m	6.407	0,07	0,25	0	1
tdir4	6.448	0,28	0,45	0	1
tdir5m	6.448	0,28	0,45	0	1
dcargah40	6.413	0,54	0,50	0	1
dcargah40mais	6.413	0,41	0,49	0	1
selsim	6.306	0,01	0,09	0	1
selout	6.306	0,63	0,48	0	1
escdocsupped	5.746	0,40	0,49	0	1
escdocsupmat	5.746	0,04	0,19	0	1
escdocsupout	5.746	0,28	0,45	0	1
templec10m	5.896	0,72	0,45	0	1
tempoesc10m	5.873	0,34	0,47	0	1

*Continua*

## Apêndice 1

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Turma e escola</i></b>					
fthomo	6.308	0,53	0,50	0	1
fthetero	6.308	0,24	0,43	0	1
meanprofic	6.661	174,15	26,03	87,37	303,43
desvprofic	6.519	33,41	12,96	0,10	117,40
jornada	6.661	0,48	0,50	0	1
tpublicosim	6.454	0,69	0,46	0	1
segurancasim	6.108	0,11	0,32	0	1
violencian	5.746	0,72	0,45	0	1
conservbom	6.254	0,19	0,39	0	1
compas	6.456	0,36	0,48	0	1
intas	6.477	0,26	0,44	0	1
capital	6.661	0,51	0,50	0	1
norte	6.661	0,24	0,42	0	1
sudeste	6.661	0,15	0,36	0	1
sul	6.661	0,13	0,34	0	1
centroeste	6.661	0,13	0,34	0	1
estadual	6.661	0,50	0,50	0	1
<b>Proficiência</b>	6.661	174,15	41,05	65,97	356,03
<b>Tamanho da classe</b>	6.642	27,24	6,28	4,00	56,00
<b>Jornada escolar</b>	6.421	4,16	0,48	2,50	11,33

## Apêndice 2: Parâmetros estimados da distribuição condicional do tamanho da classe, dadas as covariadas, amostra de 25%, Brasil, 2005

---

Núm. de obs. = 2.425  
Wald  $\chi^2(49)$  = 447,89  
Prob >  $\chi^2$  = 0,0000

log-verossimilhança = -7481,18

---

Tamanho da classe	Coeficiente	Desvio padrão	P-valor
<i>Aluno</i>			
aluhomem	0,241	0,221	0,276
alunaobranco	-0,284	0,237	0,230
aluatrasado	-1,082	0,343	<b>0,002</b>
escmae4i	0,623	0,662	0,346
escmae48	0,863	0,605	0,154

---

*Continua*

## Apêndice 2

*Continuação*

Tamanho da classe	Coeficiente	Desvio padrão	P-valor
<b><i>Aluno</i></b>			
escmael11	0,394	0,639	0,538
escmaesup	0,396	0,685	0,563
escmaens	0,865	0,609	0,155
jareprovado	-0,644	0,272	<b>0,018</b>
preescola	0,119	0,283	0,673
trabalhanao	0,247	0,360	0,491
moracommae	0,574	0,388	0,139
mora5	0,203	0,347	0,558
mora5m	0,202	0,395	0,609
eletricidadenao	0,764	0,700	0,275
compcasa	0,444	0,308	0,150
livro20	0,229	0,313	0,463
livro20m	1,066	0,374	<b>0,004</b>
lelivro	0,073	0,348	0,833
<b><i>Diretor e professor</i></b>			
dfunc15	0,923	0,374	<b>0,014</b>
dfunc15m	1,516	0,538	<b>0,005</b>
tdir4	-0,818	0,274	<b>0,003</b>
tdir5m	0,061	0,419	0,884
dcargah40	-0,313	0,507	0,537
dcargah40mais	0,322	0,518	0,534
selsim	4,742	1,049	<b>0,000</b>
selout	1,950	0,249	<b>0,000</b>

*Continua*

Jaqueline Maria de Oliveira

*Continuação*

Tamanho da classe	Coeficiente	Desvio padrão	P-valor
<b><i>Diretor e professor</i></b>			
escdocsupped	-0,605	0,291	<b>0,038</b>
escdocsupmat	-1,381	0,658	<b>0,036</b>
escdocsupout	-0,027	0,303	0,928
templec10m	1,211	0,286	<b>0,000</b>
tempoesc10m	-0,644	0,259	<b>0,013</b>
<b><i>Turma e escola</i></b>			
fthomo	-0,039	0,284	0,891
fthetero	0,194	0,338	0,567
meanprofic	0,009	0,005	0,104
desvprofic	0,024	0,009	<b>0,006</b>
jornada	-0,209	0,239	0,382
tpublicosim	0,380	0,250	0,129
segurancasim	1,293	0,347	<b>0,000</b>
violencianao	0,322	0,254	0,204
conservbom	0,931	0,284	<b>0,001</b>
compas	0,826	0,329	<b>0,012</b>
intas	-0,794	0,350	<b>0,023</b>
capital	0,709	0,242	<b>0,003</b>
norte	-0,189	0,315	0,548
sudeste	-0,306	0,388	0,430
sul	-2,686	0,409	<b>0,000</b>
centroeste	-0,577	0,391	0,140
estadual	-0,656	0,230	<b>0,004</b>

**Apêndice 3: Função resposta à dose e função efeito tratamento para o tamанho da classe, amostra de 25%, Brasil, 2005**

Tratam. (t)	Tratam. (t+1)	Resposta à dose	Efeito tratamento	Desv. pad. da função resposta à dose	Desv. pad. da função efeito tratamento	IC de 95% da função resposta à dose	IC de 95% da função efeito tratamento
10	11	191,50	-0,88	4,43	0,27	182,82	200,19
11	12	190,62	-0,98	4,19	0,28	182,40	198,84
12	13	189,65	-1,10	3,94	0,31	181,92	197,37
13	14	188,55	-1,24	3,68	0,33	181,34	195,75
14	15	187,31	-1,38	3,39	0,36	180,67	193,96
15	16	185,94	-1,51	3,09	0,39	179,89	191,98
16	17	184,43	-1,60	2,77	0,41	179,01	189,85
17	18	182,83	-1,62	2,44	0,43	178,06	187,61
18	19	181,22	-1,55	2,11	0,44	177,07	185,36
19	20	179,67	-1,36	1,82	0,43	176,11	183,23
20	21	178,31	-1,04	1,57	0,40	175,25	181,38

*Continua*

*Continuação*

Tratam. (t)	Tratam. (t+1)	Resposta à dose	Efeito tratamento	Desv. pad. da função resposta à dose	Desv. pad. da função efeito tratamento	IC de 95% da função resposta à dose	IC de 95% da função efeito tratamento	IC de 95% da função efeito tratamento
21	22	177,28	-0,60	1,37	0,35	174,58	179,97	-1,30
<b>22</b>	<b>23</b>	<b>176,67</b>	<b>-0,08</b>	<b>1,24</b>	<b>0,31</b>	<b>174,24</b>	<b>179,11</b>	<b>-0,69</b>
23	24	176,59	0,47	1,15	0,27	174,33	178,85	-0,06
24	25	177,06	1,00	1,08	0,26	174,94	179,18	0,50
25	26	178,06	1,42	1,01	0,27	176,08	180,04	0,90
26	27	179,49	1,69	0,94	0,28	177,64	181,33	1,14
27	28	181,18	1,75	0,90	0,29	179,40	182,95	1,19
28	29	182,93	1,60	0,91	0,28	181,14	184,71	1,05
29	30	184,53	1,26	0,96	0,27	182,64	186,42	0,72
30	31	185,79	0,77	1,04	0,27	183,76	187,82	0,24
<b>31</b>	<b>32</b>	<b>186,55</b>	<b>0,19</b>	<b>1,11</b>	<b>0,29</b>	<b>184,37</b>	<b>188,73</b>	<b>-0,37</b>
32	33	186,75	-0,39	1,19	0,33	184,41	189,08	<b>-1,03</b>
33	34	186,35	-0,92	1,29	0,37	183,83	188,88	-1,65
								-0,19

*Continua*

*Continuação*

Tratam. (t)	Tratam. (t+1)	Resposta à dose	Efeito tratamento	Desv. pad.			IC de 95% da função resposta à dose	IC de 95% da função efeito tratamento
				da função	efeito	tratamento		
34	35	185,43	-1,34	1,43	0,41	182,63	188,23	-2,15 -0,54
35	36	184,09	-1,64	1,63	0,44	180,89	187,29	-2,49 -0,78
36	37	182,45	-1,79	1,89	0,45	178,74	186,16	-2,66 -0,92
37	38	180,66	-1,82	2,20	0,44	176,35	184,98	-2,68 -0,96
38	39	178,84	-1,76	2,53	0,42	173,89	183,80	-2,58 -0,94
39	40	177,09	-1,63	2,86	0,39	171,48	182,69	-2,39 -0,86
40	41	175,46	-1,46	3,18	0,36	169,22	181,70	-2,17 -0,76
41	42	174,00	-1,29	3,49	0,33	167,15	180,84	-1,95 -0,64
42	43	172,70	-1,14	3,78	0,31	165,30	180,11	-1,74 -0,54
43	44	171,56	-1,00	4,05	0,28	163,63	179,49	-1,56 -0,45

Nota: Os valores em negrito são aqueles para os quais o efeito tratamento não é significativo.

**Apêndice 4: Distribuição dos alunos de  
acordo com o *background* familiar,  
características dos diretores,  
professores, turma e escola, amostra  
de turmas homogêneas, Brasil, 2005**

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<i>Aluno</i>					
aluhomem	1.429	0,49	0,50	0	1
alunaobranco	1.408	0,66	0,47	0	1
aluatrasado	1.362	0,18	0,39	0	1
escmae4i	1.327	0,11	0,31	0	1
escmae48	1.327	0,32	0,47	0	1
escmae11	1.327	0,15	0,35	0	1
escmaesup	1.327	0,09	0,29	0	1
escmaens	1.327	0,29	0,45	0	1
jareprovado	1.404	0,34	0,47	0	1

*Continua*

## Apêndice 4

### *Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Aluno</i></b>					
preescola	1.379	0,75	0,43	0	1
trabalhanao	1.410	0,86	0,35	0	1
moracommae	1.435	3,13	0,43	3	5
mora5	1.408	0,64	0,48	0	1
mora5m	1.408	0,28	0,45	0	1
eletricidadenao	1.440	0,04	0,20	0	1
compesaca	1.383	0,16	0,37	0	1
livro20	1.397	0,57	0,49	0	1
livro20m	1.397	0,24	0,43	0	1
lelivro	1.409	0,89	0,32	0	1
<b><i>Diretor e professor</i></b>					
dfunc15	1.467	0,40	0,49	0	1
dfunc15m	1.467	0,04	0,19	0	1
tdir4	1.443	0,23	0,42	0	1
tdir5m	1.443	0,29	0,46	0	1
dcargah40	1.421	0,68	0,47	0	1
dcargah40mais	1.421	0,26	0,44	0	1
selsim	1.424	0,01	0,10	0	1
selout	1.424	0,67	0,47	0	1
escdocsupped	1.269	0,44	0,50	0	1
escdocsupmat	1.269	0,01	0,11	0	1
escdocsupout	1.269	0,32	0,47	0	1
templec10m	1.321	0,63	0,48	0	1
tempoesc10m	1.336	0,28	0,45	0	1

*Continua*

Jaqueline Maria de Oliveira

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Turma e escola</i></b>					
jornada	1.467	0,04	0,21	0	1
tpublicosim	1.431	0,71	0,45	0	1
segurancasim	1.401	0,13	0,34	0	1
violencianao	1.322	0,77	0,42	0	1
conservbom	1.453	0,20	0,40	0	1
compas	1.430	0,33	0,47	0	1
intas	1.430	0,23	0,42	0	1
capital	1.467	0,47	0,50	0	1
norte	1.467	0,24	0,42	0	1
sudeste	1.467	0,12	0,32	0	1
sul	1.467	0,12	0,32	0	1
centroeste	1.467	0,16	0,37	0	1
estadual	1.467	0,44	0,50	0	1
<b>Proficiência</b>	1.467	173,61	42,12	70,07	325,05
<b>Tamanho da classe</b>	1.467	26,92	6,98	4	43
<b>Jornada escolar</b>	1.439	4,12	0,33	2,50	5,50

**Apêndice 5: Distribuição dos alunos de  
acordo com o *background* familiar,  
características dos diretores,  
professores, turma e escola, amostra  
de turmas heterogêneas, Brasil, 2005**

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<i>Aluno</i>					
aluhomem	2.861	0,50	0,50	0	1
alunaobranco	2.762	0,61	0,49	0	1
aluatrasado	2.758	0,16	0,37	0	1
escmae4i	2.593	0,10	0,31	0	1
escmae48	2.593	0,33	0,47	0	1
escmae11	2.593	0,15	0,36	0	1
escmaesup	2.593	0,10	0,29	0	1
escmaens	2.593	0,28	0,45	0	1
jareprovado	2.777	0,33	0,47	0	1

*Continua*

Jaqueline Maria de Oliveira

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Aluno</i></b>					
preescola	2.744	0,76	0,43	0	1
trabalhanao	2.838	0,88	0,33	0	1
moracommae	2.836	3,11	0,39	3	5
mora5	2.752	0,64	0,48	0	1
mora5m	2.752	0,25	0,43	0	1
eletricidadenao	2.878	0,03	0,18	0	1
compcasa	2.763	0,22	0,41	0	1
livro20	2.819	0,58	0,49	0	1
livro20m	2.819	0,23	0,42	0	1
lelivro	2.798	0,88	0,33	0	1
<b><i>Diretor e professor</i></b>					
dfunc15	2.889	0,42	0,49	0	1
dfunc15m	2.889	0,08	0,28	0	1
tdir4	2.904	0,23	0,42	0	1
tdir5m	2.904	0,40	0,49	0	1
dcargah40	2.862	0,56	0,50	0	1
dcargah40mais	2.862	0,42	0,49	0	1
selsim	2.868	0,00	0,00	0	0
selout	2.868	0,78	0,42	0	1
escdocsupped	2.552	0,49	0,50	0	1
escdocsupmat	2.552	0,03	0,18	0	1
escdocsupout	2.552	0,29	0,46	0	1
templec10m	2.580	0,73	0,44	0	1
tempoesc10m	2.564	0,36	0,48	0	1

*Continua*

## Apêndice 5

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Turma e escola</i></b>					
jornada	2.934	0,05	0,21	0	1
tpublicosim	2.858	0,72	0,45	0	1
segurancasim	2.657	0,15	0,36	0	1
violencianao	2.517	0,71	0,45	0	1
conservbom	2.719	0,24	0,43	0	1
compas	2.911	0,52	0,50	0	1
intas	2.892	0,42	0,49	0	1
capital	2.934	0,55	0,50	0	1
norte	2.934	0,10	0,30	0	1
sudeste	2.934	0,36	0,48	0	1
sul	2.934	0,24	0,42	0	1
centroeste	2.934	0,08	0,27	0	1
estadual	2.934	0,48	0,50	0	1
<b>Proficiência</b>	2.934	179,95	43,90	68	342,28
<b>Tamanho da classe</b>	2.934	27,61	5,80	5	42
<b>Jornada escolar</b>	2.843	4,20	0,72	2,5	11,33

**Apêndice 6: Função resposta à dose e função efeito tratamento para o tamanho da classe, amostra de turmas homogêneas, Brasil, 2005**

Tratam. (t)	Tratam. (t+1)	Resposta à dose	Efeito tratamento	Desv. pad. da função resposta à dose	Desv. pad. da função efeito tratamento	IC de 95% da função resposta à dose	IC de 95% da função efeito tratamento
10	11	183,48	-0,81	7,23	0,51	169,30	197,66
11	12	182,66	-0,82	6,79	0,54	169,35	195,98
12	13	181,84	-0,82	6,33	0,57	169,43	194,25
13	14	181,02	-0,79	5,84	0,60	169,57	192,48
14	15	180,23	-0,74	5,33	0,63	169,78	190,69
16	17	178,83	-0,54	4,27	0,66	170,47	187,19
17	18	178,28	-0,40	3,74	0,65	170,96	185,61
18	19	177,89	-0,22	3,24	0,62	171,55	184,23
19	20	177,67	-0,03	2,78	0,58	172,21	183,13
20	21	177,64	0,16	2,41	0,52	172,92	182,36
21	22	177,80	0,32	2,11	0,44	173,66	181,94
22	23	178,12	0,44	1,90	0,37	174,39	181,84
23	24	178,55	0,49	1,75	0,30	175,11	181,99
24	25	179,04	0,47	1,65	0,26	175,81	182,28

*Continua*

## Apêndice 6

### Continuação

Tratam. (t)	Tratam. (t+1)	Resposta à dose	Efeito tratamento	Desv. pad. da função resposta à dose	Desv. pad. da função tratamento	Desv. pad. da função efecto tratamento	IC de 95% da função resposta à dose	IC de 95% da função efecto tratamento
25	26	179,52	0,38	1,56	0,25	176,45	182,58	-0,10
26	27	179,90	0,21	1,50	0,26	176,96	182,83	-0,30
27	28	180,11	-0,01	1,45	0,30	177,26	182,96	-0,59
28	29	180,10	-0,28	1,46	0,34	177,24	182,95	0,39
29	30	179,82	-0,55	1,53	0,39	176,82	182,82	-1,32
30	31	179,27	-0,82	1,69	0,44	175,95	182,59	-1,69
31	32	178,44	-1,07	1,95	0,50	174,62	182,27	-2,04
32	33	177,38	-1,26	2,30	0,55	172,88	181,88	-2,33
33	34	176,12	-1,41	2,72	0,59	170,79	181,44	-2,56
34	35	174,71	-1,50	3,20	0,62	168,44	180,97	-2,72
35	36	173,21	-1,54	3,72	0,65	165,91	180,51	-2,81
37	38	170,11	-1,53	4,87	0,66	160,58	179,65	-2,83
38	39	168,58	-1,49	5,46	0,66	157,88	179,28	-2,79
39	40	167,09	-1,45	6,05	0,65	155,22	178,96	-2,72
40	41	165,64	-1,39	6,65	0,64	152,61	178,67	-2,65
43	44	161,63	-1,22	8,37	0,60	145,23	178,03	-2,39
								-0,05

Nota: Os valores em negrito são aqueles para os quais o efeito tratamento não é significativo.

Apêndice 7: Função resposta à dose e função efeito tratamento para o tamanho da classe, amostra de turmas heterogêneas, Brasil, 2005

Tratam. (t)	Tratam. (t-1)	Resposta à dose	Efeito tratamento	Resposta à dose	Desv. pad. da função resposta à dose	Desv. pad. da função tratamento	Desv. pad. da função efeito tratamento	IC de 95% da função resposta à dose	IC de 95% da função efeito tratamento
14	15	190,90	-1,60	4,88	0,50	181,34	200,45	-2,57	-0,63
15	16	189,30	-1,70	4,47	0,52	180,54	198,07	-2,72	-0,68
16	17	187,60	-1,77	4,06	0,55	179,65	195,55	-2,85	-0,69
17	18	185,83	-1,78	3,63	0,57	178,71	192,95	-2,90	-0,65
18	19	184,05	-1,68	3,22	0,58	177,75	190,35	-2,82	-0,54
19	20	182,37	-1,45	2,82	0,58	176,85	187,90	-2,58	-0,32
20	21	<b>180,93</b>	<b>-1,07</b>	<b>2,47</b>	<b>0,55</b>	<b>176,09</b>	<b>185,76</b>	<b>-2,14</b>	<b>0,01</b>
21	22	179,86	-0,55	2,18	0,50	175,58	184,14	-1,52	0,43
22	23	179,31	0,06	1,97	0,43	175,45	183,17	-0,79	0,91
23	24	179,37	0,69	1,81	0,37	175,82	182,93	-0,03	1,42
24	25	180,07	1,25	1,68	0,33	176,76	183,37	0,61	1,89
25	26	181,32	1,64	1,56	0,31	178,27	184,37	1,03	2,25

*Continua*

## Apêndice 6

### Continuação

Tratam. (t)	Tratam. (t+1)	Resposta à dose	Efeito tratamento	Desv. pad. da função resposta à dose	Desv. pad. da função efeto tratamento	IC de 95% da função resposta à dose	IC de 95% da função efeto tratamento
26	27	182,96	1,79	1,42	0,32	180,18	185,74
27	28	184,76	1,66	1,29	0,32	182,23	187,28
28	29	186,42	1,25	1,19	0,34	184,09	188,75
29	30	<b>187,67</b>	<b>0,61</b>	<b>1,16</b>	<b>0,37</b>	<b>185,41</b>	<b>189,94</b>
30	31	<b>188,28</b>	<b>-0,20</b>	<b>1,22</b>	<b>0,44</b>	<b>185,89</b>	<b>190,66</b>
31	32	188,08	-1,06	1,39	0,53	185,35	190,81
32	33	187,01	-1,88	1,71	0,64	183,66	190,37
33	34	185,13	-2,56	2,17	0,73	180,89	189,38
34	35	182,57	-3,03	2,75	0,80	177,19	187,96
35	36	179,55	-3,26	3,42	0,83	172,84	186,25
36	37	176,29	-3,27	4,15	0,82	168,16	184,41
37	38	173,02	-3,09	4,88	0,78	163,45	182,59
38	39	169,93	-2,80	5,60	0,73	158,96	180,90
39	40	167,13	-2,45	6,27	0,66	154,85	179,41
40	41	164,67	-2,12	6,88	0,59	151,19	178,15

Nota: Os valores em negrito são aqueles para os quais o efeito tratamento não é significativo.

**Apêndice 8: Distribuição dos alunos de acordo com  
o *background* familiar, características  
dos diretores, professores, turma e  
escola, amostra de alunos em jornada  
de quatro horas, Brasil, 2005**

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<i>Aluno</i>					
aluhomem	11.114	0,50	0,50	0	1
alunaobranco	10.782	0,61	0,49	0	1
aluatrasado	10.572	0,18	0,38	0	1
escmae4i	10.073	0,11	0,32	0	1
escmae48	10.073	0,31	0,46	0	1
escmae11	10.073	0,16	0,37	0	1
escmaesup	10.073	0,09	0,29	0	1
escmaens	10.073	0,28	0,45	0	1
jareprovado	10.832	0,35	0,48	0	1

*Continua*

## Apêndice 8

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Aluno</i></b>					
preescola	10.681	0,74	0,44	0	1
trabalhanao	11.065	0,88	0,33	0	1
moracommae	11.021	0,90	0,30	0	1
mora5	10.823	0,63	0,48	0	1
mora5m	10.823	0,27	0,45	0	1
eletricidadenao	11.174	0,04	0,20	0	1
compesaca	10.691	0,17	0,38	0	1
livro20	10.944	0,60	0,49	0	1
livro20m	10.944	0,23	0,42	0	1
lelivro	10.927	0,89	0,31	0	1
<b><i>Diretor e professor</i></b>					
dfunc15	11.062	0,31	0,46	0	1
dfunc15m	11.062	0,06	0,25	0	1
tdir4	11.137	0,27	0,45	0	1
tdir5m	11.137	0,27	0,45	0	1
dcargah40	11.062	0,58	0,49	0	1
dcargah40mais	11.062	0,36	0,48	0	1
selsim	10.895	0,00	0,07	0	1
selout	10.895	0,63	0,48	0	1
escdocsupped	9.964	0,42	0,49	0	1
escdocsupmat	9.964	0,03	0,17	0	1
escdocsupout	9.964	0,28	0,45	0	1
templec10m	10.267	0,71	0,45	0	1
tempoesc10m	10.257	0,36	0,48	0	1

*Continua*

Jaqueline Maria de Oliveira

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Turma e escola</i></b>					
fthomo	10.934	0,51	0,50	0	1
fthetero	10.934	0,24	0,43	0	1
tpublicosim	11.018	0,69	0,46	0	1
segurancasim	10.536	0,11	0,31	0	1
violencianao	10.070	0,73	0,45	0	1
conservbom	10.697	0,17	0,38	0	1
compas	11.083	0,39	0,49	0	1
intas	11.124	0,28	0,45	0	1
capital	11.386	0,48	0,50	0	1
norte	11.386	0,21	0,41	0	1
sudeste	11.386	0,06	0,25	0	1
sul	11.386	0,23	0,42	0	1
centroeste	11.386	0,15	0,36	0	1
<b>Estadual</b>	11.386	0,48	0,50	0	1
<b>Proficiência</b>	11.386	173,58	40,97	65,43	355,59
<b>Tamanho da classe</b>	11.386	26,89	6,31	4	43
<b>Jornada escolar</b>	11.386	4,00	0,00	4,00	4,00

**Apêndice 9: Distribuição dos alunos de acordo com  
o *background* familiar, características  
dos diretores, professores, turma e  
escola, amostra de alunos em jornada  
de cinco horas, Brasil, 2005**

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Aluno</i></b>					
aluhomem	498	0,47	0,50	0	1
alunaobranco	489	0,61	0,49	0	1
aluatrasado	468	0,15	0,36	0	1
escmae4i	451	0,10	0,29	0	1
escmae48	451	0,28	0,45	0	1
escmae11	451	0,23	0,42	0	1
escmaesup	451	0,10	0,30	0	1
escmaens	451	0,27	0,44	0	1
jareprovado	488	0,27	0,45	0	1

*Continua*

Jaqueline Maria de Oliveira

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<i>Aluno</i>					
preescola	473	0,83	0,38	0	1
trabalhanao	498	0,93	0,26	0	1
moracommae	485	0,92	0,27	0	1
mora5	477	0,62	0,49	0	1
mora5m	477	0,27	0,44	0	1
eletricidadenao	498	0,02	0,13	0	1
compcasa	480	0,25	0,43	0	1
livro20	488	0,58	0,49	0	1
livro20m	488	0,26	0,44	0	1
lelivro	494	0,87	0,34	0	1
<i>Diretor e professor</i>					
dfunc15	455	0,39	0,49	0	1
dfunc15m	455	0,00	0,00	0	0
tdir4	455	0,31	0,46	0	1
tdir5m	455	0,09	0,29	0	1
dcargah40	455	0,91	0,29	0	1
dcargah40mais	455	0,09	0,29	0	1
selsim	426	0,00	0,00	0	0
selout	426	0,78	0,42	0	1
escdocsupped	463	0,54	0,5	0	1
escdocsupmat	463	0,03	0,17	0	1
escdocsupout	463	0,29	0,45	0	1
templec10m	478	0,63	0,48	0	1
tempoesc10m	478	0,07	0,25	0	1

*Continua*

## Apêndice 9

*Continuação*

Variável	Frequência	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
<b><i>Turma e escola</i></b>					
fthomo	395	0,46	0,50	0	1
fthetero	395	0,08	0,27	0	1
tpublicosim	478	0,81	0,39	0	1
segurancasim	407	0,03	0,18	0	1
violencianao	448	0,58	0,49	0	1
conservbom	507	0,25	0,43	0	1
compas	443	0,34	0,47	0	1
intas	443	0,15	0,36	0	1
capital	507	0,67	0,47	0	1
norte	507	0,00	0,00	0	0
sudeste	507	0,37	0,48	0	1
sul	507	0,00	0,00	0	0
centroeste	507	0,52	0,50	0	1
estadual	507	0,61	0,49	0	1
<b>Proficiência</b>	507	193,59	46,22	79,43	335,87
<b>Tamanho da classe</b>	507	28,76	5,1	15	36
<b>Jornada escolar</b>	507	5	0	5	5

## Apêndice 10: Custos dos insumos escolares

<b>Ensino fundamental – 1<sup>a</sup> a 4<sup>a</sup> séries</b>				
<b>Insumos</b>	<b>Qtde. EF</b>	<b>Custo unitário</b>	<b>Custo total/ano</b>	<b>Custo aluno/ano</b>
<b>Número de alunos</b>	400			
<b>Jornada dos alunos (horas)</b>	5			
<b>Alunos por turma</b>	25			
<b>Turmas</b>	16			
<b>Horas totais por semana</b>	400			
<b>Quantidade de professores</b>	10			

**Custos no âmbito da escola**

*Continua*

## Apêndice 10

*Continuação*

Ensino fundamental – 1 <sup>a</sup> a 4 <sup>a</sup> séries				
Insumos	Qtde. EF	Custo unitário	Custo total/ano	Custo aluno/ano
<b>Pessoal (professor)</b>				
Professor com normal (40h)	8	1.000,00	106.640,00	266,60
Professor com superior (40h)	8	1.500,00	159.960,00	399,90
<b>Subtotal</b>			<b>266.600,00</b>	<b>666,50</b>
<b>Pessoal (outros)</b>				
Direção	1	1.950,00	25.993,50	64,98
Secretaria	1	1.000,00	13.330,00	33,33
Manutenção e infraestrutura	4	700,00	37.324,00	93,31
Coordenação pedagógica	1	1.800,00	23.994,00	59,99
Auxiliar de biblioteconomia	1	1.000,00	13.330,00	33,33
<b>Subtotal</b>			<b>113.971,50</b>	<b>284,93</b>
<b>Bens e serviços</b>				
Água, luz e telefone/mês	12	1.600,00	19.200,00	48,00
Material de limpeza/mês	12	400,00	4.800,00	12,00
Material didático/aluno	400	100,00	40.000,00	100,00
Projetos de ações pedagógicas/aluno	400	100,00	40.000,00	100,00
Material de escritório/mês	12	400,00	4.800,00	12,00
Conservação predial/ano	1	11.688,00	11.688,00	29,22
Manutenção e reposição equip./mês	12	1.600,00	19.200,00	48,00
<b>Subtotal</b>			<b>139.688,00</b>	<b>349,22</b>

*Continua*

Jaqueline Maria de Oliveira

*Continuação*

<b>Ensino fundamental – 1<sup>a</sup> a 4<sup>a</sup> séries</b>				
<b>Insu</b> <b>mos</b>	<b>Qtde. EF</b>	<b>Custo</b> <b>unitário</b>	<b>Custo</b> <b>total/ano</b>	<b>Custo</b> <b>aluno/ano</b>
<b>Alimentação</b>				
Funcionários	2	700,00	18.662,00	46,66
Alimentos (uma refeição/dia)	400	0,30	24.000,00	60,00
<b>Subtotal</b>			<b>42.662,00</b>	<b>106,66</b>
<b>Custos na administração central</b>				
Formação profissional	26	500,00	13.000,00	32,50
Encargos sociais (20% do pessoal)			79.846,70	199,62
Administração e supervisão (5%)			32.788,41	81,97
<b>Subtotal</b>			<b>125.635,11</b>	<b>314,09</b>
<b>Total</b>			<b>688.556,61</b>	<b>1.721,39</b>

Fonte: Tendências Consultoria.

## Abstract

This dissertation aims to contribute to the identification of the causal effect of class size reduction and school hours increase on student achievement. It focuses on Brazilian basic education students from public schools located at urban areas. The generalized propensity score matching methodology for continuous treatment and the nearest neighbor matching with bias correction were applied to estimate the treatment effect of class size reduction and school hours increase, respectively. The dataset used in the analysis was the National Basic Evaluation System (SAEB) carried out by the National Institute for Educational Studies and Research Anísio Teixeira (INEP) in 2005. The results suggest that there is a positive school hours effect on student achievement. When the instruction time is increased from four to five hours, the corresponding increase in math test scores is 8.36 points or, equivalently, a 0.20 standard deviation movement on the grade distribution. In addition, the

Jaqueline Maria de Oliveira

estimated class size effect of a reduction from 38 to 30 students is 10.67 points or, equivalently, a 0.26 standard deviation movement on the grade distribution. After estimations, a cost-effectiveness analysis was carried out in order to confront costs and benefits of these interventions. The results show the school hours increase is more cost-effective when class size is 33 or smaller. Otherwise, the class size reduction is more cost-effective.