

DIOGO BRITO SOBREIRA

**DESIGUALDADES NO DESEMPENHO EDUCACIONAL ENTRE ESTUDANTES DE
ESCOLAS PRIVADAS E PÚBLICAS NO BRASIL**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Economia Aplicada, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2018

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

S677d
2018

Sobreira, Diogo Brito, 1987-
Desigualdades no desempenho educacional entre
estudantes de escolas privadas e públicas no Brasil / Diogo Brito
Sobreira. – Viçosa, MG, 2018.
ix, 98 f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui apêndices.

Orientador: João Eustáquio de Lima.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f. 83-89.

1. Rendimento escolar - Avaliação - Brasil. 2. Escolas
particulares - Avaliação. 3. Escolas públicas - Avaliação.
4. Programa Internacional de Avaliação de Estudantes.
5. Igualdade na educação. I. Universidade Federal de Viçosa.
Departamento de Economia Rural. Programa de Pós-Graduação
em Economia Aplicada. II. Título.

CDD 22. ed. 371.260981

DIOGO BRITO SOBREIRA

**DESIGUALDADES NO DESEMPENHO EDUCACIONAL ENTRE
ESTUDANTES DE ESCOLAS PRIVADAS E PÚBLICAS NO BRASIL**


Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Economia Aplicada, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.


APROVADA: 04 de dezembro de 2018.


Mateus de Carvalho Reis Neves


Maria Micheliana da Costa Silva


Wellington Ribeiro Justo


Jair Andrade de Araújo
(Coorientador)


João Eustáquio de Lima
(Orientador)

Aos meus pais, irmã e amada esposa Soraia,
que me deram a esperança da vitória.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pela oportunidade de viver. Em seguida gostaria de agradecer aos meus pais, Francisco e Maria, e minha irmã, Denise, por todo apoio que me deram durante minha vida estudantil. À minha amada esposa, companheira, amiga e colega de doutorado, Soraia Madeira, por todo amor, atenção e carinho que recebi durante nossa história juntos.

Ao meu orientador, professor João Eustáquio, e ao meu coorientador, professor Jair Araújo, pelas contribuições e sugestões ao longo de todo processo de elaboração e conclusão da tese de doutorado, além de todos os ensinamentos compartilhados.

Aos colegas, professores e servidores do Departamento de Economia Rural pelo apoio e serviços prestados que, direta ou indiretamente, contribuíram no meu processo de doutoramento. À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro recebido durante 36 meses.

Aos demais membros da banca de defesa, professores Mateus, Micheliana e Wellington, bem como aos pesquisadores Carlos Charris, Raúl Velilla, Bladmir Carrilho, Francisco Ferreira, Jérémie Gignoux e Nadia Hassine pelos comentários, sugestões ou materiais fornecidos no processo de elaboração e conclusão desta pesquisa.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	vi
LISTA DE GRÁFICOS	vii
RESUMO	viii
ABSTRACT	ix
1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	1
1.1 Hipóteses	4
1.2 Objetivos	4
1.2.1 Objetivo geral	4
1.2.2 Objetivos específicos	4
2 CAPITULO 1: EXPLICANDO AS DIFERENÇAS DE DESEMPENHO EDUCACIONAL NO BRASIL ENTRE ESTUDANTES DE ESCOLAS PRIVADAS E PÚBLICAS	5
2. 1 Introdução	5
2.2 Estrutura teórica da Função de Produção Educacional (FPE) e evidências empíricas	7
2.3 Metodologia	13
2.3.1 Modelo empírico	13
2.3.2 Fonte de dados e descrição das variáveis	19
2.4 Resultados e Discussão	23
2.4.1 Estatísticas descritivas de escolas privadas e públicas	23
2.4.2 Efeito da escola privada e características do estudante e da escola sobre o desempenho em pontuações de testes.....	26
2.4.3 Funções de produção educacional: estimativas segundo o tipo de escola.....	32
2.4.4 Fatores que explicam o <i>gap</i> de desempenho em Matemática entre estudantes de escolas privadas e públicas.....	36
2.5 Conclusões	44
3 CAPITULO 2: DESIGUALDADES DE OPORTUNIDADES EDUCACIONAIS E GAP DE DESEMPENHO ENTRE ESCOLAS PRIVADAS E PÚBLICAS	46
3.1 Introdução	46
3.2 Aspectos teóricos sobre a desigualdade de oportunidades	48
3.3 Evidências empíricas sobre a decomposição da desigualdade em desempenho de estudantes em avaliações	52
3.4 Metodologia	58
3.4.1 Estratégia empírica de mensuração da desigualdade de oportunidades	58
3.4.2 Questões econométricas associadas à medida de desigualdade de oportunidades com dados do PISA	60
3.4.3 Efeito da desigualdade de oportunidades sobre <i>gap</i> de desempenho entre escolas privadas e públicas.....	62
3.4.4 Fonte de dados	64
3.4.4.1 <i>Program of International Student Assessment</i>	64
3.4.4.2 <i>Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira</i>	68
3.5 Resultados e discussão	68
3.5.1 Estatísticas descritivas e desigualdade de oportunidades	68
3.5.2 Desigualdade de oportunidades e <i>gap</i> de desempenho entre escolas privadas e públicas no Brasil, por estados	73
3.6 Conclusões	81
4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	82
REFERÊNCIAS	83

APÊNDICE A – Estimativas da densidade de Kernel	90
APÊNDICE B – Desempenhos médios em Leitura e Ciências	91
APÊNDICE C – Estatísticas descritivas – 2000, 2003, 2006, 2009 e 2012	92
APÊNDICE D – <i>Gap</i> de desempenho e desigualdade de oportunidades por estados brasileiros	94
APÊNDICE E – <i>Gap</i> do desempenho e Desigualdade de Oportunidades em avaliações PISA	96
APÊNDICE F – Relação entre o <i>gap</i> do desempenho e desigualdade de oportunidades	98

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Pontuação média em Matemática, segundo o quantil incondicional e o tipo de escola – Brasil – 2012.....	24
Tabela 2 – Características dos participantes do PISA segundo tipo de escola, Brasil, 2012 ..	25
Tabela 3 – Efeito da escola privada segundo, os quantis incondicionais da distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012.....	28
Tabela 4 – Função de produção educacional, segundo os quantis distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012.....	31
Tabela 5 – Função de produção educacional, segundo o tipo de escola e quantis da distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012.....	35
Tabela 6 - Decomposição detalhada da diferença em pontuações de Matemática, segundo os quantis incondicionais da distribuição de desempenho – Brasil – 2012	41
Tabela 7 - Tamanho da amostra e população segundo o ciclo PISA – Brasil.....	66
Tabela 8 - Média e Erro-Padrão das circunstâncias, segundo o tipo de escola - Brasil – 2015	67
Tabela 9 - Média e Desvio-Padrão dos escores PISA por tipo de escola, Brasil, 2000-2015 .	70
Tabela 10 - Decomposição Shapley e desigualdade de oportunidades sobre as pontuações, segundo o tipo de escola PISA - Brasil - 2000 a 2015	72
Tabela 11 - Gap de desempenho em Leitura entre escolas privadas e públicas e desigualdade de oportunidades, segundo os estados brasileiros - 2006 a 2015.	75
Tabela 12 – Estimação por efeitos fixos da relação entre o Gap do desempenho em Leitura e a desigualdade de oportunidades - Brasil - 2006 a 2015	79
Tabela 13 - Análise de sensibilidade do coeficiente da desigualdade de oportunidade ao excluir estados da amostra - Brasil - 2006 a 2015.....	80
Tabela 14 - Pontuação média em Leitura segundo o quantil incondicional e o tipo de escola – Brasil – 2012.....	91
Tabela 15 – Pontuação média em Ciências segundo o quantil incondicional e o tipo de escola – Brasil – 2012.....	91
Tabela 21 – Média e Erro-padrão das circunstâncias - Brasil – 2000, 2003, 2006, 2009 e 2012	92
Tabela 22 – Estatísticas descritivas, segundo o tipo de escola - Brasil – 2000, 2003, 2006, 2009 e 2012	93
Tabela 23 - Gap do desempenho em Matemática entre escolas privadas e públicas e desigualdade de oportunidades, segundo os estados brasileiros – 2006, 2009, 2012 e 2015...	94
Tabela 24 - Gap do desempenho em Ciências entre escolas privadas e públicas e desigualdade de oportunidades segundo os estados brasileiros – 2006, 2009, 2012 e 2015....	95

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Diferenças médias nos desempenhos entre escolas privadas e públicas - Brasil - 2000 a 2015	2
Gráfico 2 – Decomposição agregada da diferença média em pontuações de Matemática – Brasil 2012.....	37
Gráfico 3 – Decomposição agregada da diferença em pontuações de Matemática segundo os quantis da distribuição – Brasil 2012	38
Gráfico 4 - Gap do desempenho médio em Leitura entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015	76
Gráfico 5 - Desigualdade de oportunidades sobre o desempenho em Leitura - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015	77
Gráfico 6 - Dispersão da desigualdade de oportunidades e gap do desempenho em Leitura no Brasil - pool das observações em 2006, 2009, 2012, 2015	78
Gráfico 7 - Estimativas da densidade de Kernel segundo o tipo de escola e valores plausíveis	90
Gráfico 8 - Gap do desempenho médio em Matemática entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015.....	96
Gráfico 9 - Desigualdade de Oportunidades em Matemática entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015.....	96
Gráfico 10 - Gap do desempenho médio em Ciências entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015.....	97
Gráfico 11 - Desigualdade de Oportunidades em Ciências entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015.....	97
Gráfico 12 - Dispersão da desigualdade de oportunidades e gap do desempenho em Matemática no Brasil - pool das observações em 2006, 2009, 2012, 2015.....	98
Gráfico 13 - Dispersão da desigualdade de oportunidades e gap do desempenho em Ciências no Brasil - pool das observações em 2006, 2009, 2012, 2015	98

RESUMO

SOBREIRA, Diogo Brito, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, dezembro de 2018. **Desigualdades no desempenho educacional entre estudantes de escolas privadas e públicas no Brasil.** Orientador: João Eustáquio de Lima. Coorientador: Jair Andrade de Araújo.

As diferenças observadas no desempenho dos entre estudantes de escolas privadas e públicas no Brasil têm aumentado segundo dados do PISA, mesmo após o investimento público por estudante ter triplicado. O presente estudo analisa as desigualdades de desempenho educacional no PISA entre estudantes brasileiros de escolas privadas e públicas. A primeira abordagem busca identificar a contribuição das diferenças de fatores tangíveis e intangíveis ao gap entre as duas redes de ensino por meio da combinação de técnicas de decomposição Oaxaca-Blinder e regressões quantílicas incondicionais. Os resultados mostram que o efeito da escola privada apesar de reduzir quando características do estudante, da família e da escola são incluídas no modelo, ainda permanece positivo e significativo, sendo esse efeito ainda maior em quantis próximo à mediana da distribuição de desempenho. A decomposição sugere que a diferenças nos fatores tangíveis é mais importante ao longo de toda distribuição de desempenho, sendo explicada, principalmente, pelas diferenças no *background* familiar. Contudo, as diferenças entre os coeficientes tendem a aumentar sua contribuição ao gap de escolas privadas e públicas ao longo da distribuição do desempenho em Matemática. Isso se deve ao fato de que fatores não observados do indivíduo, da família e da escola passam a ter mais relevância na explicação do gap entre os estudantes com alto desempenho do que em quantis menores. A segunda abordagem analisa a desigualdade de oportunidades sobre os desempenhos educacionais no Brasil, bem como segundo o tipo de escola. Além disso, a relação entre desigualdade de oportunidades e os diferenciais de desempenho entre as escolas privadas e públicas foram estimados. A medida de desigualdade de oportunidades corresponde exatamente ao r-quadrado de uma regressão do desempenho dos estudantes em função de características circunstâncias. Os resultados sugerem que a desigualdade de oportunidades tem se reduzido no Brasil independentemente do tipo de escola, no entanto, no ambiente privado a variação das pontuações em testes é explicada por fatores fora da responsabilidade dos indivíduos em maior proporção do que em escolas públicas. Além disso, a relação entre desigualdade de oportunidades e o gap de desempenho entre estudantes de escolas privadas e públicas foi estimada considerando efeitos fixos de estado em um modelo de painel de dados. Os resultados sugerem uma relação positiva e significativa entre essas duas dimensões.

ABSTRACT

SOBREIRA, Diogo Brito, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, December, 2018. **Inequalities in educational performance among students from private and public schools in Brazil.** Adviser: João Eustáquio de Lima. Co-adviser: Jair Andrade de Araújo.

The observed differences in the students' performance from private and public schools in Brazil have increased according to PISA, even after public investment per student has tripled. This study analyzes the educational performance inequalities in PISA among Brazilian students from private and public schools. On the one hand, the first approach seeks to identify the contribution of the differences between tangible and intangible factors to the gap between the education networks by combining Oaxaca-Blinder decomposition techniques with unconditional quantile regressions. The results show that the effect of the private school despite reducing when we include student, family, and school characteristics, remains positive and significant, with this effect still higher in quantiles close to the median of the distribution of performance. The decomposition suggests that the differences of tangible factors are more important throughout the performance distribution, which could be explained, mainly, by the differences in the familiar background. Nevertheless, the differences between the coefficients tend to increase their contribution to the gap between private and public schools throughout the distribution of performance in mathematics. This could be attributed to the fact that unobserved individual, family, and school factors are more relevant in explaining the gap between high-performance students than in lower quantiles. The second approach analyzes the inequality of opportunities on educational performance in Brazil, as well as the type of school. Additionally, we estimated the relationship between inequality of opportunity and performance differentials between private and public schools. The measure of inequality of opportunity corresponds exactly to the r -square of the regression of student performance as a function of circumstances characteristics. The results suggest that the inequality of opportunities has been reduced in Brazil regardless of the type of school. Nevertheless, in the private environment, the variation of the test scores is explained by factors outside the responsibility of the individuals in a greater proportion when we compare with public schools. Finally, we estimated the relationship between inequality of opportunity and the performance gap between private and public school students using state fixed effects in a set of data panel. The results suggest a positive and significant relationship between these two dimensions.

1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O papel da educação é discutido na literatura econômica, principalmente, após as contribuições de Becker (1962), Mincer (1958) e Schultz (1961). Nesse sentido, a hipótese de que o investimento em capital humano promoveria melhorias na produtividade das pessoas e crescimento econômico¹ serviu de base para formular e promover políticas voltadas à melhoria dos indicadores educacionais nos países em desenvolvimento (GLEWWE, 2002). No Brasil, por exemplo, a política educacional foi assentada na universalização no ensino fundamental nos anos de 1990 e consolidação da universalização,² ampliação das oportunidades (políticas inclusivas) e aumento do gasto público educacional nos anos 2000.³ Apesar, contudo, dos maiores investimentos, essa estratégia não foi acompanhada em termos de qualidade educacional.⁴ Mesmo diante de uma suave tendência de melhora nas pontuações *Programme for International Student Assessment* (PISA), na última avaliação, o Brasil expressou desempenho em Matemática inferior aos países da América Latina que participaram do programa, com uma média de 377 pontos. Ademais, as diferenças observadas no desempenho PISA entre estudantes de escolas privadas e públicas, têm aumentado consideravelmente, apesar da redução observada em 2012 (GRÁFICO 1). Em 2015, por exemplo, essa diferença no Brasil volta a ser maior do que 90 pontos em todas as áreas avaliadas pelo PISA, enquanto que em países da *Organisation for Economic Co-operation and Development* (OECD) a diferença média entre esses dois tipos de escolas não ultrapassa 42 pontos e tem se reduzido no mesmo período OECD (2018).

O relatório da OECD tem chamado a atenção para que os investimentos em educação sejam convertidos em melhores pontuações, visto que países como Colômbia, México e Uruguai obtiveram resultados melhores, mesmo executando um custo médio por aluno inferior ao do Brasil.⁵ Portanto, o principal desafio do Governo brasileiro consiste em ofertar um ensino público de qualidade, de modo que a estratégia considere os fatores que influenciem o desempenho educacional dos estudantes e que superem os problemas já conhecidos, porém persistentes, como a desigualdade educacional entre escolas privadas e

¹Ver Mankiw, Romer e Weil (1992), Lucas (1988) e Romer (1990).

²Em 2009, cerca de 98% e 85% das crianças de seis a 14 anos e jovens de 15 a 17 anos frequentavam escola, respectivamente (VELOSO, 2011).

³O percentual do investimento público total em educação em relação ao Produto Interno Bruto (PIB), por exemplo, foi ampliado de 4,6%, em 2000, para 6%, em 2014. Em consequência, o investimento público direto em educação por estudante triplicou em termos reais neste período, passando de R\$2.197,81, em 2000, para R\$6.669,00, em 2014, considerando todos os níveis de ensino (BRASIL, 2018).

⁴Medido pelos desempenhos dos estudantes em avaliações de testes (MICHELS, 2006).

⁵O Chile, que possui um gasto médio por aluno semelhante ao do Brasil, por exemplo, marcou 46 pontos em média a mais na avaliação de Matemática OECD, (2016).

públicas. Nesse sentido, quais fatores e fontes, entretanto, ajudariam a explicar as desigualdades observadas entre escolas privadas e públicas?

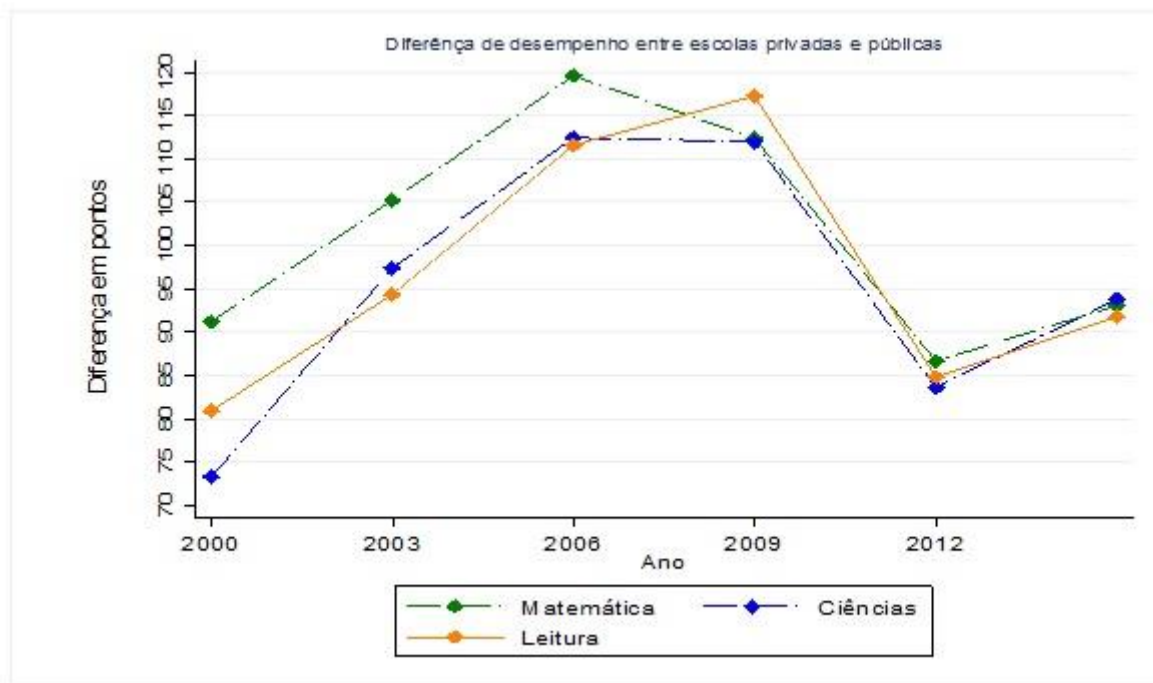


Gráfico 1 - Diferenças médias nos desempenhos entre escolas privadas e públicas - Brasil - 2000 a 2015

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA.

Essa aspecto torna-se ainda mais relevante uma vez que o atual Plano Nacional da Educação (PNE)⁶ estabelece como principais metas alcançar uma pontuação média de 473 no PISA, aumentar o investimento público em educação para 10% do PIB em 2024 e superar as desigualdades educacionais, com ênfase na promoção da cidadania e na erradicação de todas as modalidades da discriminação (BRASIL, 2014). Há, entretanto, uma preocupação quanto ao retorno de uma nova expansão do investimento público em educação previsto para os próximos anos, visto que o aumento observado desde os anos 2000 não foi acompanhado por ganhos significativos no desempenho dos estudantes e pela redução das desigualdades existentes, principalmente entre escolas privadas e públicas.

Reduzir as disparidades educacionais entre escolas privadas e públicas pode permitir reflexos positivos para a melhoria do bem-estar individual e social, podendo esta ser considerada como importante meio equalizador das oportunidades, conforme argumenta Daude (2011). Nesse sentido, questões sobre as diferenças entre escolas privadas e públicas

⁶ Aprovado por meio da Lei Nº 13.005.

são exploradas na literatura de economia da educação, sendo esses pontos inicialmente abordados por Coleman, Kilgore e Hoffer (1982) para escolas dos Estados Unidos.

A desigualdade de estudantes de escolas privadas em relação às públicas nesta tese foi analisada por meio de duas abordagens expressas em dois ensaios. No primeiro, foi possível decompor os diferenciais dos desempenhos entre estudantes de escolas privadas e públicas ao longo dos quantis incondicionais da distribuição de desempenho educacional, por meio de técnicas de decomposição do tipo Oaxaca-Blinder (1973) combinadas às regressões *Re-centered Influence Function (RIF)* de Firpo, Fortin e Lemieux (2009). O componente explicado, por exemplo, representa quanto do *gap* é explicado pelas diferenças das características observadas, chamadas aqui de “fatores tangíveis”,⁷ em termos de pontuações do PISA. Por outro lado, o componente não explicado indica o quanto as diferenças entre os coeficientes associados a essas características entre os dois tipos de escolas contribuem para o *gap*, denominadas aqui “fatores intangíveis”.⁸ Funções de produção educacional foram estimadas previamente à análise de decomposição para avaliar o efeito da escola privada sobre o desempenho dos estudantes. Esse efeito é significativo e positivo sobre o desempenho dos estudantes em Matemática, contudo, decresce sistematicamente quando controlado por características dos estudantes, da família e da escola, respectivamente, sendo mais importante para estudantes em torno da mediana. Além disso, as estimativas de decomposição sugerem que o componente explicado tende a ser mais importante para explicar o *gap* entre estudantes durante toda distribuição quantílica das pontuações de Matemática, principalmente em função das diferenças de *background* familiar entre os dois grupos. Os fatores intangíveis, por outro lado, possuem participação mais efetiva na explicação do *gap* do em quantis superiores do que para estudantes na cauda inferior da distribuição.

O segundo ensaio, entretanto, aborda pontos associados à desigualdade de oportunidades de desempenho educacional (pontuações PISA). A desigualdade de oportunidades é vista pela corrente de justiça igualitária como eticamente injusta e ofensiva e, portanto, deveria ser compensada pela sociedade, uma vez que sua existência é explicada por fatores que estão fora das responsabilidades das pessoas. Utilizando o instrumento de mensuração da desigualdade de oportunidades proposta por Ferreira e Gignoux (2014) - representada pelo R-quadrado de uma função de produção educacional, em que o desempenho

⁷ Recursos e práticas escolares, além de características individuais e do *background* familiar.

⁸ Por exemplo, gestão, autonomia, responsabilidade e liderança dos diretores da escola ou a participação parental, motivação e percepção dos professores e alunos. Uma literatura recente, por exemplo, associa fatores intangíveis ao sucesso de reformas educacionais e desempenho dos estudantes em pontuações de testes (por exemplo, MACHIN; MCNALLY, 2008; TANGKITVANICH; SASIWUTTIWAT, 2012; LOUNKAEW, 2013; PATRINOS; ARCIA; MACDONALD, 2015; TAVARES, 2015).

dos estudantes é estimado em função de variáveis circunstâncias - este ensaio buscou analisar a relação entre desigualdade de oportunidades em pontuações de teste no Brasil e o *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas nos estados brasileiros, além de examinar medidas de desigualdade de oportunidades segundo o tipo de escola. Os resultados sugerem que a desigualdade de oportunidades de desempenho educacional no ambiente privado é maior do que em escolas públicas. Adicionalmente, buscou-se estimar a relação entre desigualdade de oportunidades e os diferenciais observados entre escolas públicas e privadas. Por meio de uma estimação de efeitos fixos de estados em modelos de painel, constata-se a existência de uma relação positiva e significativa entre desigualdade de oportunidades e o *gap* entre escolas privadas e públicas.

1.1 Hipóteses

- I. Fatores intangíveis podem ser tão importantes quanto os de ordem tangível para explicar o *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas.
- II. A desigualdade de oportunidades é uma importante fonte para explicar o aumento das diferenças de desempenho educacional entre escolas privadas e públicas.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Tem-se como objetivo geral analisar os fatores que explicam o *gap* de desempenho educacional entre grupos de estudantes de escolas públicas e privadas no Brasil em avaliações do PISA.

1.2.2 Objetivos específicos

- I. Examinar como as diferenças de desempenho da avaliação do PISA entre estudantes de escolas públicas-privadas no Brasil são explicadas por características observadas e não observadas ao longo da distribuição de desempenho em Matemática em 2012.
- II. Verificar a magnitude da desigualdade de oportunidades de desempenho educacional e sua relação com as disparidades observadas de desempenho entre escolas privadas e públicas nos ciclos de avaliação do PISA de 2006 a 2015;

2 CAPITULO 1: EXPLICANDO AS DIFERENÇAS DE DESEMPENHO EDUCACIONAL NO BRASIL ENTRE ESTUDANTES DE ESCOLAS PRIVADAS E PÚBLICAS

2.1 Introdução

Economistas dedicaram esforços para entender, por meio de funções de produção de educação de Hanushek (1979), os fatores capazes de ampliar o desempenho educacional das pessoas - medidos pelo escore em avaliações. Características dos indivíduos e da família, por exemplo, são fatores fortemente associados ao desempenho acadêmico dos estudantes, como expresso em Marks (2006), Entorf e Minoiu (2005) e Schütz, Ursprung e Woessmann (2008). Já os autores Babcock e Betts (2009), Menezes-Filho e Pazello (2007), Fertig e Wright (2005), Hanushek (2003) e Angrist e Lavy (1999) enfatizam influências positivas do papel da qualidade da escola, medidas pelos recursos e insumos escolares (tamanho da escola, tamanho da classe, qualificação dos docentes, salário dos professores, recursos educacionais, entre outros). Uma parte da literatura classifica esses fatores como os aspectos tangíveis que influenciam o desempenho dos estudantes. Por outro lado, uma série de estudos chama a atenção para a importância dos bens intangíveis (gestão, autonomia, responsabilidades, liderança, motivação, percepção dos alunos, participação parental etc) para o desempenho dos estudantes em avaliações de testes (por exemplo, MACHIN; MCNALLY, 2008; TANGKITVANICH; SASIWUTTIWAT, 2012; LOUNKAEW, 2013; PATRINOS; ARCIA; MACDONALD, 2015; TAVARES, 2015).

As diferenças observadas entre os desempenhos de estudantes de escolas privadas e públicas, no entanto, são enfatizadas por uma recente literatura em economia da educação, uma vez que estudantes de escolas privadas, geralmente, desempenham de modo superior a estudantes de escolas públicas. Essas evidências não são diferentes para o caso brasileiro. Os resultados das avaliações externas do PISA sugerem que as diferenças entre as duas redes de ensino aumentaram desde a primeira avaliação realizada em 2000, mesmo após o investimento público por estudante haver triplicado durante o mesmo período. Isso poderia ser explicado pelo fato de que escolas privadas competem por todos os estudantes e, assim, teriam incentivos para adotar práticas de ensino, recursos físicos e humanos de modo mais eficiente (JIMENEZ; LOCKHEED; PAQUEO, 1991).

Pode-se argumentar, também, que estudantes de escolas privadas possuem mais dos aspectos tangíveis associados a melhores desempenhos do que estudantes de escolas públicas. Assim, elevados investimentos públicos seriam necessários para equipar os estudantes de

escolas públicas nos aspectos tangíveis, permitindo que os alunos dessas escolas alcancem pontuações semelhantes às de estudantes de escolas privadas. Em virtude, porém, do volume dos investimentos públicos em educação realizados durante as duas últimas décadas no Brasil e resultados não satisfatórios em termos de qualidade e redução das desigualdades educacionais entre estudantes de escolas públicas e privadas, torna-se necessário questionar sobre a eficácia e o direcionamento das políticas educacionais. Este é um ponto ainda mais relevante, uma vez que o atual Plano Nacional da Educação estipula um aumento significativo do orçamento direcionado para esse setor. Assim, estudos sobre os fatores que explicam o *gap* entre escolas privadas e públicas podem fornecer implicações valiosas para formulação e direcionamento de políticas educacionais no Brasil.

Sobre o efeito das escolas privadas, o relatório de Coleman, Kilgore e Hoffer (1982) é pioneiro nesse sentido. Os autores sugerem que as escolas privadas têm desempenho melhor do que escolas públicas, mesmo depois de controlar o efeito por aspectos tangíveis do estudante e da escola. Limitações quanto ao viés de seleção e erros especificação associados aos resultados de Coleman, Kilgore e Hoffer (1982), no entanto, movimentam o debate a respeito do real efeito das escolas privadas. Por exemplo, Duncan e Sandy (2007) mostram que o efeito do ambiente educacional privado nos EUA reduz em magnitude, à medida que controles do *background* familiar e características das escolas são incluídos no modelo, perdendo, inclusive, sua significância estatística. Em países em desenvolvimento, Jimenez, Lockheed e Paqueo (1991) mostram que estudantes de escolas privadas desempenham melhor, mesmo após se manterem constantes pelo fato de que, em média, esses estudantes possuem mais vantagens em seus antecedentes do que semelhantes de escolas públicas. No caso do Brasil, efeitos significativos do setor privado sobre o desempenho dos estudantes também foram identificados (ALBERNAZ; FERREIRA; FRANCO, 2002; LOCKHEED; BURNS, 1990).

Poucos estudos explicam, contudo, o quanto das diferenças significativas entre estudantes de escolas privadas e públicas podem ser atribuídas às diferenças nas características dos estudantes (tangíveis) ou atribuídas a fatores não explicados (intangíveis). Duncan e Sandy (2007) utilizam decomposições do tipo Oaxaca - Blinder (O-B) para verificar a contribuição das diferenças nas características observadas e não observadas sobre o *gap* entre escolas privadas e públicas nos EUA. Esses autores exprimem resultados para média dos dados, negligenciando o fato de que esses fatores podem contribuir de modo distinto, dependendo da performance do estudante. Abordagens baseadas em decomposições quantílicas podem, nesse sentido, trazer contribuições mais precisas ao debate em foco. No

caso brasileiro, os estudos de Moraes e Belluzzo (2014) e Oliveira, Belluzzo e Pazello (2009) trazem contribuições por meio de abordagens que explicam o *gap* entre escolas privadas e públicas para dados que vão além da média, tomando como base decomposições quantílicas de Machado e Mata (2005) e Melly (2005).

Nesse sentido, o presente estudo tem como objetivo analisar como as diferenças entre os fatores tangíveis e fatores intangíveis contribuem para explicar o *gap* entre estudantes de escolas privadas e públicas no Brasil, por meio da técnica de decomposição do tipo O-B baseada em regressões quantílicas incondicionais de Firpo, Fortin e Lemieux (2009). O presente estudo traz ao menos duas contribuições à literatura sobre as diferenças entre os dois tipos de sistemas escolares no Brasil. A primeira delas consiste em fornecer resultados que permitem uma análise para além da média dos dados, porquanto as diferenças nos atributos observáveis podem ser relevantes para a média dos dados, mas não importantes para estudantes em distintos pontos da distribuição de desempenho. A adoção do procedimento proposto por Firpo, Fortin e Lemieux (2009) pode trazer contribuições significativas ao debate dos diferenciais entre escolas privadas e públicas em relação aos estudos de Moraes e Belluzzo (2014) e Oliveira, Belluzzo e Pazello (2009), uma vez que permite decompor detalhadamente o componente não explicado da decomposição padrão do tipo O-B nos quantis de desempenho. Além disso, os resultados obtidos não dependem da ordem em que as variáveis explicativas são incluídas na regressão, sendo esse outro fator limitante das abordagens de decomposição baseadas em regressões quantílicas condicionais adotadas por esses autores.

Este texto - o primeiro da tese - ensaio está estruturado em outras quatro seções, além desta introdução. Primeiramente, se mostram as questões teóricas envolvidas no que concerne ao processo acumulativo educacional por meio da função de produção educacional. Em seguida, uma seção se dedica à estratégia empírica para decompor os diferenciais de desempenho educacional entre estudantes de escolas privadas e públicas, juntamente com a descrição dos dados e variáveis consideradas nas estimações. As duas últimas seções foram destinadas a apresentação dos resultados e conclusões, respectivamente.

2.2 Estrutura teórica da Função de Produção Educacional (FPE) e evidências empíricas

Na literatura de economia da educação, muito se pesquisa sobre os fatores determinantes do desempenho cognitivo dos estudantes e grande parte destas pesquisas repousa sobre o conceito de Função de Produção Educacional, inicialmente formalizado por

parte de Hanushek (1970, 1979). Para explicar a importância dos professores no processo educacional das crianças, Hanushek (1970) argumenta que é inviável fazer essa análise sem considerar todos os outros fatores envolvidos no processo educativo.

A preocupação inicial no estudo de Hanushek (1970) estava associada às críticas voltadas às falhas do sistema público de educação evidenciado, então, pelas desigualdades sociais. Ao mesmo tempo, não existia na época um suporte teórico que fornecesse aos gestores da educação meios e indicações consistentes sobre o que fazer para melhorar a educação dos países. Para tanto, o autor enfatiza que isso só seria possível com amparo na compreensão dos resultados de programas educacionais e métodos de instrução passados. Destaca, também, que uma das principais dificuldades que os gestores da educação deparam é identificar que características dos professores determinaram seu sucesso ou fracasso em termos de desempenho dos estudantes.

O objetivo de Hanushek (1970), em seu estudo, consiste em fornecer subsídios para compreender o processo educacional, identificando o papel docente na educação, isto é, características dos professores que são mais favoráveis sobre os resultados dos estudantes. Em resumo, o estudo fornece as seguintes implicações. Primeiro, os professores são importantes para a educação. Segundo, as escolas são ineficientes na contratação destes profissionais. Por fim, há espaço para as políticas públicas ampliarem a qualidade da educação.

A tentativa inicial de entender o processo educacional ficou conhecida como “*Coleman Report*” de Coleman (1966), cuja atenção estava voltada para análises das relações dos insumos escolares e o desempenho dos estudantes. Interpretar, no entanto, as relações estimadas em uma função de produção, em vez de uma simples análise insumo-produto, trouxe não apenas uma mudança de semântica, uma vez que indicaria o máximo de produção que pode ser alcançado para uma determinada quantidade de insumo. Assim, verificou-se um crescimento e esforço concentrado para interpretar os variados e contraditórios resultados, pois uma função de produção educacional poderia fornecer maior aplicabilidade à tomada de decisões e formulação de políticas públicas do que uma função estimada para indústrias.

Consoante o trabalho de Hanushek (1979), os estudos classificados na ordem de funções de produção educacional, ordinariamente, relacionam os resultados observados dos estudantes e os insumos de produção. Nesse sentido, o primeiro ponto discutido em Hanushek (1979) se refere à medida de desempenho educacional que deve ser considerada como variável dependente em um modelo geral do processo de produção educativa. Hanushek (1970) utiliza os escores de testes padronizados que medem as habilidades e capacidades dos estudantes como *proxy* para o desenvolvimento cognitivo. Há, portanto, uma diferença básica

entre uma função de produção convencional para uma de educação. Enquanto a primeira concentra na variação da quantidade de resultados homogêneos, essa dinâmica, quando se trata de serviço de educação, não ocorre, visto que a firma (escola) transforma quantidades fixas de insumos (estudantes) em estudantes de variadas qualidades de atributos. Isso implica dizer que, mesmo que as pessoas possam ser ranqueadas em relação a escores de testes cognitivos, isso não quer dizer que essa seja uma medida apropriada⁹. Hanushek (1979) acentua, contudo, que outras medidas são exploradas na literatura, como, atitudes do aluno, continuidade escolar, taxa de frequência, taxa de abandono, entre outras. Conforme destacam Figueiredo, Nogueira e Santana (2014), os escores podem captar melhor as diferenças regionais e escolares a que os alunos tiveram acesso, sendo, então, uma medida mais apropriada do que anos de estudo, ou grau de instrução. Além disso, Hanushek (1979) esclarece que os escores em testes podem ser valiosos em algumas situações: por exemplo, professores consideram escores em testes como importantes medidas de educação e, além disso, os pais e as empresas tomadoras de decisão costumam valorizar elevados desempenhos. O principal argumento, entretanto, decorre do fato de os escores em testes estarem relacionados à continuidade dos estudantes na escola. Apesar de as diferenças de desempenho não medirem adequadamente todas as diferenças de habilidades, os escores são utilizados cada vez mais na seleção de alunos por maior desempenho.

Além dos problemas e vantagens de se usar os escores obtidos em avaliação como medida de desempenho, Hanushek (1979) detalha sobre a utilização dos insumos envolvidos no processo produtivo educacional. Uma discussão comum em quase todas as análises insumo-produto em educação se inicia pela ausência de uma teoria capaz de explicar o processo produtivo educacional. A escolha dos insumos, no entanto, em análises realizadas na época, se constituía como alvo de críticas, visto que parecia se adequar em função da disponibilidade de dados e não numa abordagem conceitual.

Os insumos tipicamente utilizados em função de produção industrial, por exemplo, incorporam variáveis de capital, trabalho e nível de educação dos trabalhadores. No caso da função de produção educacional, Lounkaew (2013) resume, dizendo que o conceito desse processo de produção educacional postula a ideia de que o sucesso acadêmico resulta de uma processo de produção em que os estudantes são considerados como insumos, a escola é vista como a fábrica, professores e funcionários representam os trabalhadores, enquanto a estrutura física é tomada como o capital da "firma".

⁹ Para detalhes sobre os possíveis problemas com escores de testes como medida de desempenho dos estudantes, ver Hanushek (1979, p.355).

Nesse sentido, Hanushek (1970) explica que analisar o papel dos professores sobre a educação de maneira isolada não é adequado. Deve-se, portanto, considerar outros fatores que podem influenciar o processo educacional, bem como o modo como eles interagem. Posto isto, o autor formula e conceitua um modelo geral para explicar o processo educacional, dado pela equação (1) a seguir:

$$A_{i,t} = f(B_i^{(t)}, P_i^{(t)}, I_i, S_i^{(t)}) \quad (1),$$

em que o vetor de resultados educacionais do *i-ésimo* estudante no tempo t , $A_{i,t}$, é uma função do vetor de antecedentes familiares do *i-ésimo* estudante acumulada no tempo t , $B_i^{(t)}$; do vetor $P_i^{(t)}$ que representa as variáveis influências de pares (ou amigos dentro e fora da escola) acumuladas do *i-ésimo* estudante no período t ; das dotações inatas do *i-ésimo* estudante dada pelo vetor I_i ; e, por $S_i^{(t)}$, o vetor de insumos escolares ao *i-ésimo* estudante acumulado no período t . Assim, o desempenho educacional pode ser explicado como um processo acumulativo desses fatores, visto que estes podem ter algum efeito duradouro (TODD; WOLPIN, 2003, 2007). Consoante Hanushek (1979), não é fácil confrontar essa especificação, sendo que as principais discussões em torno dela decorrem do detalhamento e mensuração dessas variáveis, bem como do modo funcional em que as variáveis se relacionam. Além disso, o autor ressalta que os insumos explicativos na função de produção educacional, mostrada em (1), foi baseada em uma série de trabalhos desenvolvidos até aquele momento, outras considerações teóricas, bem como da disponibilidade de dados em bases de dados educacionais.

Com base em Hanushek (1970), o vetor de características de antecedentes familiares torna-se importante na produção educacional por diversas maneiras. As famílias fornecem as condições básicas para a criança, como abrigo e alimentação. O mais importante, no entanto, decorre do fato de que as famílias desenvolvem a comunicação e mostram como resolver possíveis problemas cotidianos e, ainda direcionam as atitudes da pessoa quando criança. Além disso, o autor ressalta que os insumos educacionais são altamente correlacionados às condições socioeconômicas da família. Nesse sentido, podem ser levados como insumos no processo produtivo variáveis como educação dos pais, ocupação dos pais, tamanho da família, entre outras. O conceito de que o *background* familiar exerce, portanto, influência sobre o desempenho educacional dos estudantes é amplamente aceito pela literatura.

Com relação ao vetor de características de grupos de pares, o estudo de Hanushek (1970) destaca que essas variáveis são importantes tanto quanto os antecedentes familiares. A ideia é de que, assim como as características da família exercem influência sobre seus filhos, isso também poderia ser transmitido para os amigos de seus filhos. Grupos de pares incluíram características dos amigos do estudante i que estão dentro ou fora da escola. Na sua concepção, o ideal é ter informações exatas das crianças que interagem efetivamente. Obter, no entanto, esse tipo de informação em grande escala seria inviável. Como medida, o autor sugere utilizar a agregação dos antecedentes familiares de todos os outros estudantes como *proxy* para todos os tipos de interações dos amigos.

Quanto ao vetor de habilidades inata do estudante, características geneticamente herdadas, no sentido de que as pessoas mais talentosas aumentariam sua produtividade, Hanushek (1970) aponta para a dificuldade para mensurar variáveis dessa natureza. Além de essa medida não ser bem compreendida como insumo na função de produção, não há um consenso sobre o seu papel na produção educacional. Escores em teste de QI não são considerados como medida adequada para representar as habilidades inatas, uma vez que estas não podem ser diretamente mensuradas. Glewwe (2002) argumenta que escores dos testes de QI podem captar não somente a habilidade inata, como também, outros fatores contaminantes relacionados com o ambiente passado e presente. A habilidade inata das pessoas, portanto, se encaixa em um conjunto de variáveis omitidas em funções de produção educativa, como a motivação do estudante e/ou investimentos passados em educação. O viés gerado nas estimativas dessa função em virtude das variáveis omitidas, entretanto, pode ser reduzido por meio de estimações de efeitos fixos ou utilização de dados de gêmeos. Essas opções, todavia, podem ser limitadas pela disponibilidade de dados, conforme destacam Behrman, Rosenzweig e Taubman (1994).

O foco da análise realizada em Hanushek (1970), contudo, se refere à influência que a escola e professores exercem sobre o desempenho dos estudantes. Para o caso do papel dos professores, é comum as escolas associarem o salário dos docentes à sua experiência, bem como ao nível de ensino. Isso implica dizer que as escolas esperam que o resultado educacional esteja associado positivamente a esses dois fatores. Outra suposição é atribuída ao papel dos administradores em relação às suas ações perante a escola, como a redução do tamanho das turmas. Uma vez, porém, que existem elevados custos associados a tais decisões, sua execução requer retorno maior em termos de desempenho dos alunos. Outra intervenção, segundo o autor, é a maneira como os alunos são distribuídos, por capacidade ou por integração racial e social. Além desses fatores, variáveis que mensuram as atitudes dos

professores e administradores, a habilidade de comunicação dos professores, a estrutura física da escola, a qualidade do nível educacional dos professores, os antecedentes familiares destes, entre outras características que estão associadas à qualidade dos docentes e da escola, podem ter reflexos positivos sobre o desempenho dos alunos.

Na perspectiva de Hanushek (1979), a especificação da função de produção educacional na equação (1) é difícil de ser contestada, porém controvérsias podem surgir quanto mais detalhes sobre a definição e medidas das variáveis e da relação funcional são introduzidas. Essa especificação, no entanto, engloba os insumos que são de relevo para o estudante e considera esse processo como acumulativo, uma vez que os insumos passados possuem algum efeito duradouro, embora o valor no resultado explicado possa diminuir com insumos mais distantes. Haja vista essas definições e especificações, Hanushek (1970, 1979) destina boa parte da discussão a possíveis problemas na estimação dessas funções de produção educacional, sendo que as principais questões envolvem problemas associados a variáveis omitidas correlacionadas com algumas variáveis definidas como insumos importantes na produção educacional.

Diversos pesquisadores utilizaram essa formulação conceitual do processo produtivo educacional para avaliar o efeito de determinadas características do estudante, da família e da escola sobre o desempenho educacional dos estudantes em pontuações de testes. Efeitos das características das pessoas, família e escola, por exemplo, são fatores fortemente associados ao desempenho acadêmico dos estudantes, embora os efeitos dessas características possam se distinguir, dependendo do quantil de desempenho considerado, como sugerem Fertig e Schmidt (2002). Mais recentemente, observam-se estudos para investigar o papel de políticas educacionais que influenciam, entre outros fatores, os aspectos considerados intangíveis, como gestão, autonomia, percepção dos professores, estrutura de ensino, participação dos pais etc. Machin e McNally (2008), por exemplo, investigam o papel de mudanças na estrutura de ensino e, portanto, a percepção dos professores e alunos, promovida por programa de alfabetização que modificava o formato de ensino dos professores no Reino Unido, e encontram efeitos positivos e significativos sobre o desempenho dos estudantes. No Brasil, Tavares (2015), por exemplo, verificou influência positiva e significativa de um programa-piloto em gestão escolar no Estado de São Paulo, baseado em treinamento dos gestores, estabelecimento de metas e monitoramento dos dados sobre o desempenho dos estudantes. Já Costa (2013) avalia o efeito de um programa que promove a autonomia das escolas no Brasil, em que os recursos financeiros são administrados por um conselho escolar, formado por

membros da comunidade. Evidências mostram que o programa promove melhorias sobre a infraestrutura escolar e o desempenho dos estudantes.

2.3 Metodologia

Essa seção reporta-se aos procedimentos metodológicos adotados no estudo. O primeiro subtópico detalha especificamente sobre a estratégia empírica adotada para decompor os diferenciais de desempenho dos estudantes brasileiros em pontuações de teste (PISA) entre estudantes de escolas privadas e públicas. Em seguida, descreve-se a base de dados utilizada, bem como fornece uma breve descrição das variáveis consideradas no modelo.

2.3.1 Modelo empírico

A estratégia empírica adotada para analisar as diferenças no desempenho da avaliação PISA entre estudantes de escolas privadas e públicas está baseada na estimação de funções de produção de educação, inicialmente proposta por parte de Hanushek (1970, 1979), conforme descrito anteriormente na equação (1). Optou-se pelo procedimento econométrico de Regressões Quantílicas Incondicionais, tomando como base transformações conhecidas como *Re-centered Influence Function (RIF)*, uma abordagem proposta por Firpo, Fortin e Lemieux (2009), combinada às técnicas de decomposição no sentido de Oaxaca - Blinder (1973).

Segundo Fortin, Lemieux e Firpo (2011), as regressões RIF se assemelham as regressões-padrão. A diferença básica consiste na substituição da variável dependente observada pela *RIF* da estatística de interesse. A função influência é utilizada na estatística, porém é pouco conhecida na literatura econômica. A função influência da estatística da distribuição de interesse, $\mu(F_Y)$, representa a influência de uma realização individual à distribuição estatística. Se $IF(y, \mu)$ é a função influência correspondente à variável de resultado y , para uma estatística de distribuição de interesse $[\mu(F_Y)]$, então, uma *RIF* pode ser definida como $RIF(y, \mu) = \mu(F_Y) + IF(y, \mu)$, em que a estatística de interesse $\mu(F_Y) = \int RIF(y, \mu). dF(y)$.

Firpo, Fortin e Lemieux (2009) denotam a *RIF* com base em três elementos, $RIF(Y, \mu, F_Y)$, em que Y é a variável de interesse, μ é a estatística de interesse e F_Y é a distribuição da variável aleatória Y . Uma vez que a distribuição estatística de interesse na

quantílica incondicional é Q_τ para o τ -ésimo quantil, então a *RIF* pode ser obtida por meio da equação (2) a seguir:

$$RIF(Y, Q_\tau, F_y) = Q_\tau + \frac{\tau - \mathbb{I}\{y \leq Q_\tau\}}{f_Y(Q_\tau)} \quad (2),$$

em que a função influência é o segundo termo do lado direito da equação; $\mathbb{I}\{.\}$ é uma função indicador que assume valor 1 se a condição não for satisfeita e 0, caso contrário; f_Y é uma função densidade da distribuição marginal de Y estimada por métodos *Kernel* avaliada no ponto Q_τ (quantil τ da distribuição incondicional de Y). Nesta investigação, a elaboração da *RIF* tomou como base estimativa de f_Y pela *Gaussian kernel function*¹⁰ com valor ótimo para *half-width*¹¹ e avaliada em 99 pontos da densidade. As estimativas das funções de densidade de Kernel e seus respectivos valores ótimos de *width* para cada tipo de escola e valor plausível em Matemática estão disponíveis no Apêndice A.

Inicialmente, regressões da FPE à média condicional dos dados e aos quantís incondicionais da distribuição do desempenho dos estudantes no PISA foram estimadas por mínimos quadrados ordinários para avaliar a sensibilidade do efeito do setor privado em termos de magnitude e significância, à medida que controles são incluídos sucessivamente ao modelo. No caso dos quantis, o efeito do setor privado é capturado pelo coeficiente β_τ no quantil τ na regressão quantílica incondicional abaixo:

$$RIF(y_i, Q_{\tau i}) = \alpha_{\tau i} + \beta_{1\tau i} PRIVADO_i + \beta_{2\tau i} I_i + \beta_{3\tau i} F_i + \beta_{4\tau i} R_i + \beta_{5\tau i} P_i + \varepsilon_{\tau i} \quad (3),$$

em que $RIF(y, Q_\tau)$ é a *RIF* do quantil incondicional τ da distribuição da pontuação dos testes PISA; I é o vetor de características individuais do estudante; $\beta_{i\tau}$ é o vetor de coeficientes no quantil τ associados a cada vetor de características incluídas na regressão; *PRIVADO* é a *dummy* que indica se o estudante pertence a uma escola privada; F é o vetor de características do *background* familiar do estudante; R é o vetor de características dos recursos físicos e humanos da escola; P é o vetor das práticas e políticas da escola e ε_τ é o termo de erro no quantil incondicional τ .

¹⁰Outras funções de densidade podem ser utilizadas, conforme destacam Firpo, Fortin e Lemieux (2009). As estimativas realizadas neste estudo tomam como base a *Gaussian kernel function* proposta por esses autores.

¹¹O valor ótimo de *width* foi adotado, uma vez o estimador Kernel Gaussiano foi utilizado.

Em seguida, recorreu-se às regressões quantílicas incondicionais combinadas a uma técnica de decomposição Oaxaca-Blinder (1973) para analisar os diferenciais de desempenho entre escolas privadas e públicas. Essa técnica, realizada em dois estágios, permite estimar o quanto das diferenças nas distribuições de um conjunto de características dos estudantes entre escolas privadas e públicas e das diferenças nos coeficientes estimados associados a essas características contribuem para explicar o *gap* entre escolas privadas e públicas, em termos de escores nos testes do PISA, para os vários quantis da distribuição desses escores. Conforme Fortin, Lemieux e Firpo (2011), o primeiro estágio da decomposição dos diferenciais consiste em estimar regressões quantílicas incondicionais separadas para cada tipo de escola. Nesse sentido, considere dois grupos de estudantes: Grupo A (estudantes de escolas privadas) e Grupo B (estudantes de escolas públicas). Em seguida, regressões quantílicas incondicionais para cada grupo foram realizadas, tal que:

$$RIF(y^g, Q_\tau^g) = \alpha_\tau^g + \beta_{1,\tau}^g I^g + \beta_{2,\tau}^g F^g + \beta_{3,\tau}^g R^g + \beta_{4,\tau}^g P^g + \varepsilon_\tau^g, \quad g = A, B \quad (4),$$

em que $RIF(y^g, Q_\tau^g)$ é a *RIF* do quantil incondicional τ da distribuição da pontuação dos testes PISA do grupo g ; I^g é o vetor de características individuais do estudante do grupo g ; $\beta_{i,\tau}^g$ é o vetor de coeficientes no quantil τ associados a cada vetor de características i do grupo g ; F^g é o vetor de características do *background* familiar do estudante do grupo g ; R^g é o vetor de características dos recursos físicos e humanos da escola do grupo g ; P^g é o vetor das práticas e políticas da escola do grupo g e ε_τ^g é o termo de erro no quantil incondicional τ do grupo g .

A estimação dos coeficientes e suas variâncias nas equações (3) e (4) foi realizada considerando-se as características dos dados do PISA. A primeira delas está relacionada ao método de imputação (Valores Plausíveis) para estimar o verdadeiro desempenho do estudante. O PISA estima *cinco* valores plausíveis, podendo ser interpretado como um intervalo plausível para a possível habilidade cognitiva dos estudantes avaliados. Com efeito, recomenda-se que toda estimação de uma determinada estatística ou coeficientes de regressões associados as pontuações dos estudantes no PISA considere todos esses valores de modo conjunto para obter as estimativas finais OECD (2009). O estudo sob relato adotou essa recomendação para todas as estimativas apresentadas na seção de resultado.¹²

¹²PISA utiliza valores plausíveis para representar valores razoáveis das habilidades de um só estudante. Essa técnica surgiu como alternativa aos modelos que estimam diretamente a habilidade da pessoa por modelos de

O desenho amostral do PISA também deve ser considerado na estimação dessas equações. Estudantes e escolas de um mesmo país podem não ter a mesma probabilidade de seleção. Assim, as estimativas foram realizadas, considerando-se o peso final dos estudantes para fornecer parâmetros populacionais não tendenciosos. Além disso, os dados do PISA são amostrados em dois estágios no lugar de amostragem aleatória simples. No primeiro, as escolas são selecionadas e, no segundo, selecionam-se os alunos. Portanto, os selecionados dentro de uma mesma escola não são observações independentes, uma vez que possuem muitas características semelhantes a estudantes de escolas diferentes. Isso significa que o termo de erro dos estudantes de uma mesma escola pode se correlacionar em razão da influência dos fatores estocásticos em nível de escola. Sendo assim, desconsiderar o desenho amostral pode gerar estimativas enviesadas dos erros-padrão. Seguindo Woessmann (2003) e Lounkaew (2013), as estimativas das variâncias foram ajustadas por *cluster* de escola.

O segundo estágio consiste em decompor os diferenciais totais de desempenho em cada quantil incondicional entre escolas privadas e públicas, tal como proposto em Oaxaca-Blinder (1973). O diferencial total entre os dois tipos de escolas no quantil incondicional τ é alcançado fazendo a diferença entre os valores esperados nas equações (4), tal como:

$$D_{\tau} = E(RIF(y^A, Q_{\tau}^A)) - E(RIF(y^B, Q_{\tau}^B)) \quad (5).$$

probabilidade que obtêm uma só estimativa. Todos os valores plausíveis estimados estão associados a uma probabilidade, visto que são escolhidos aleatoriamente da distribuição estimada das habilidades do estudante (OECD, 2009). Especialistas da educação admitem que o uso de escores obtidos em avaliações devam passar por um ajustamento, caso contrário, não teriam muito valor. Isso decorre do fato de que diferentes testes, bem como questões dentro de um mesmo teste, possuem níveis de dificuldade diferenciada, e simplesmente somar os acertos do estudante no exame, ou aplicar pesos arbitrariamente, não mede corretamente as habilidades cognitivas da pessoa (variável latente). Avaliações internacionais, como o PISA, se baseiam na Teoria de Resposta ao Item (TRI) para estimar a variável latente. Essa teoria utiliza modelos de máximo verossimilhança, $p(s|\theta, \alpha)$, que mensura a probabilidade do escore s em um dado teste condicionado a habilidade cognitiva latente individual θ e um parâmetro do item da avaliação (nível de dificuldade). Dadas a suposição de normalidade na distribuição de θ e a distribuição observada de s , $F(s)$, é possível gerar uma distribuição para a variável latente. Inferências para variáveis, contudo, latentes estão sujeitas a problemas de erro de mensuração (cada estudante pode responder um número limitado de questões e isso impossibilitaria estimar as habilidades individuais corretamente). Portanto, as estimativas obtidas por meio dos métodos de probabilidade não convergem para a distribuição da população. Uma solução adequada para esse tipo de problema é o uso de valores plausíveis (OECD, 2009). Primeiramente, a distribuição marginal das habilidades de cada estudante é estimada condicionalmente às suas respostas e um conjunto de observáveis. Posteriormente, cinco valores plausíveis são escolhidos para cada estudante e em cada assunto avaliado. Então, para obter determinada estatística final da distribuição bem como seu respectivo erro-padrão, devem ser calculados separadamente para cada valor plausível (FERREIRA; GIGNOUX, 2014). O efeito da escola privada (β_1) e sua variância, estimados na equação 3, por exemplo, foram obtidos por meio da média aritmética simples dos coeficientes e variâncias do efeito da escola privada estimados pela equação 3 para cada valor plausível $\beta_1 = \frac{\beta_{vp1} + \beta_{vp2} + \beta_{vp3} + \beta_{vp4} + \beta_{vp5}}{5}$, em que valor plausível $i \{i=1, \dots, 5\}$ em Matemática, por exemplo. O mesmo é realizado para variância.

Simplificando todos os vetores de características a um só vetor X de características, e substituindo a equação (4) de cada tipo de escola em (5), tem-se que o diferencial total

$$D_{\tau} = \bar{X}^{A'} \hat{\beta}_{\tau}^A - \bar{X}^{B'} \hat{\beta}_{\tau}^B \quad (6).$$

Neste ensaio, foi adotada uma decomposição do tipo *two-fold*.¹³ Conforme Oaxaca e Ransom (1994), a equação (6) pode ser decomposta tal como a equação (7), abaixo:

$$D_{\tau} = [\bar{X}^A - \bar{X}^B]' [W \hat{\beta}_{\tau}^A + (I - W) \hat{\beta}_{\tau}^B] + [(I - W)' \bar{X}^A + W' \bar{X}^B]' (\hat{\beta}_{\tau}^A - \hat{\beta}_{\tau}^B) \quad (7),$$

em que W é uma matriz de pesos relativos dado aos coeficientes do grupo A¹⁴ e I é uma matriz identidade. No presente estudo, assume-se que $W=I$. Isso significa que a decomposição dos diferenciais de desempenho entre escolas privadas e públicas neste ensaio tomou os coeficientes dos estudantes de escolas privadas como referência.¹⁵ Substituindo W por I na equação (7), têm-se a seguinte decomposição dos diferenciais entre escolas privadas e públicas:

$$D_{\tau} = [\bar{X}^A - \bar{X}^B]' \hat{\beta}_{\tau}^A + \bar{X}^{B'} (\hat{\beta}_{\tau}^A - \hat{\beta}_{\tau}^B) \quad (8),$$

em que, $[\bar{X}^A - \bar{X}^B]' \hat{\beta}_{\tau}^A$ representa a parte do diferencial entre escolas privadas e públicas no quantil τ , que é explicada pelas diferenças nas características dos estudantes. Em termos práticos, esse componente mensura a mudança esperada nos resultados médios do grupo de estudantes de escolas privadas, se os estudantes de escolas privadas tivessem as características

¹³A decomposição *two-fold* é alternativa à *three-fold* proeminente da literatura da discriminação, resultante da existência de algum vetor não discriminatório. Uma vez que o tipo de escola frequentado pelo estudante é geralmente condicionado às condições socioeconômicas da família, neste estudo, toda “discriminação” no desempenho educacional dos estudantes é direcionada contra estudantes de escolas públicas. Isso implica que os coeficientes não discriminatórios são idênticos aos coeficientes dos estudantes de escolas privadas e, portanto, uma decomposição *two-fold* seria alcançada. Resultado semelhante, contudo, pode ser alcançado por meio da equação (7), que faz uso da matriz de pesos W , conforme sugerem Oaxaca e Ransom (1994).

¹⁴ Oaxaca e Ransom (1994) mostram que $\hat{W} = (\bar{X}^{A'} \bar{X}^A + \bar{X}^{B'} \bar{X}^B)^{-1} \bar{X}^{A'} \bar{X}^A$

¹⁵ Oaxaca (1973) aponta que, no caso de diferenciais de salários entre homens e mulheres, tomar como referência os coeficientes dos homens significa entender que a discriminação de salários existe direcionada às mulheres e não há discriminação positiva para os homens. No caso aqui apontado, a “discriminação” é direcionada a escolas públicas, visto que esses estudantes estão expostos a dotações menos favoráveis em relação aos pares de escolas privadas. Caso W fosse exatamente uma matriz de zeros, isso implicaria que os coeficientes de referência seriam os coeficientes de escolas públicas e, nesse caso, compreende-se que toda discriminação é direcionada a escolas privadas e não há nenhuma discriminação para estudantes de escolas públicas. Essa hipótese não parece razoável. Por essa razão, optou-se por uma matriz de pesos igual a uma matriz identidade.

médias dos estudantes de escolas públicas. Valores positivos para esse componente sugerem o quanto os estudantes de escolas privadas desempenhariam a menos, caso tivessem as mesmas características dos de escolas públicas. Esse componente é conhecido como componente explicado. Usando as definições de Lounkaew (2013), pode-se associar esse componente como a contribuição dos bens tangíveis ao *gap* entre escolas privadas e públicas. Já o componente $\bar{X}^{B'}(\hat{\beta}_\tau^A - \hat{\beta}_\tau^B)$, conhecido como componente não explicado, representa a parcela dos diferenciais entre escolas privadas e públicas no quantil τ , explicada pelas diferenças dos coeficientes associados às características incluídas na regressão. Em outras palavras, esse componente mensura a mudança esperada nos resultados médios do grupo de estudantes de escolas públicas, caso os estudantes de escolas públicas tivessem os coeficientes dos de escolas privadas. Valores positivos para esse componente indicam o quanto que os de escolas públicas ganhariam em termos de pontuação caso estudassem em escolas privadas. Além disso, esse componente, sendo positivo, sugere que os alunos em escolas privadas expressam mais capacidade para converter os atributos de modo geral em pontuações de teste do que estudantes em escolas públicas, isto é, $\hat{\beta}_\tau^A > \hat{\beta}_\tau^B$. Utilizando as definições de Lounkaew (2013), esse componente pode ser definido como a contribuição dos bens intangíveis ao *gap* entre escolas privadas e públicas. No âmbito desse termo, têm-se o componente que independe das variáveis incluídas no modelo, dada pela diferença de interceptos $\{\hat{\alpha}_\tau^A - \hat{\alpha}_\tau^B\}$, que pode ser interpretada como a diferença de desempenho pura no quantil τ , explicada pelas diferenças nas características não observadas do estudante, da família e da escola.

A técnica de decomposição com base em regressões quantílicas incondicionais, conforme descrito em Fortin, Lemieux e Firpo (2011), possui algumas vantagens em relação às decomposições-padrão expressas na literatura. Essa técnica permite realizar decomposições dos diferenciais entre grupos para estatísticas que vão além da média. Os componentes da decomposição podem contribuir para o *gap* de modo distinto, dependendo do ponto da distribuição analisado. Procedimentos de decomposição para estatísticas que vão além da média também foram desenvolvidos em outros estudos, tais como os procedimentos propostos em DiNardo, Fortin e Lemieux (1996), Donald, Green e Paarsch (2000) Juhn, Murphy e Pierce (1993), Machado e Mata (2005) e Melly (2005). Em procedimentos como os de Melly (2005) e Machado e Mata (2005), entretanto, que permitem realizar a decomposição dos diferenciais de resultados entre grupos nos quantis condicionais da distribuição, não é possível verificar a contribuição de cada característica dentro do componente não explicado. A decomposição detalhada em ambos os componentes pode ser alcançada por meio do

método proposto por Junh, Murphy e Pierce (1993). Esse método, no entanto, é *path dependence*. Uma vez que distintos elementos dos contrafactuais da decomposição detalhada necessitam ser computados sequencialmente, a ordem em que a decomposição executada afeta os resultados da decomposição.

Algumas limitações, porém, há em relação às estimativas das equações (3) e (4). A principal delas está associada ao problema de variáveis omitidas. Segundo Lounkaew (2013), as principais candidatas são habilidade inata, motivação e investimento passado em educação. Alternativas sugeridas para corrigir/minimizar esse viés seria por meio da utilização de dados de gêmeos ou estimação por efeitos fixos. Ambas as opções são inviáveis, em função da disponibilidade de dados no contexto do Brasil. Outro ponto relevante diz respeito ao viés de seleção que pode influenciar essas estimativas, conforme destacam Jimenez, Lockheed e Paqueo (1991). Por exemplo, apenas um pai motivado que reside em bairro de baixa renda está disposto a matricular o filho em uma escola privada no lugar de escola pública. Assim, havendo viés de seleção, as diferenças estimadas sem corrigir essas questões podem ser tendenciosas. Embora as estimativas das equações (3) e (4) não tenham sido controladas por uma estatística-padrão de correção, conforme proposto em Heckman (1979)¹⁶, os resultados extraídos aqui podem trazer informações relevantes pelos motivos há pouco expressos. Deve-se, no entanto, ter cautela relativamente à interpretação desses resultados, visto que relações causais não foram estimadas.

2.3.2 Fonte de dados e descrição das variáveis

Foram utilizados dados disponíveis pela OECD referentes ao *PISA (Programme for International Student Assessment)*. O PISA é uma avaliação internacional que ocorre trienalmente desde o ano 2000, realizada em todos os países da OECD e alguns parceiros. O Brasil, na qualidade de parceiro, compõe o programa desde a primeira edição. O PISA avalia o desempenho de estudantes com idade de 15 anos e três meses a 16 anos e dois meses em três áreas - Leitura, Matemática e Ciências. O teste PISA possui uma vantagem, pois, além de verificar como os estudantes conseguem reproduzir seus conhecimentos, avalia o modo de

¹⁶A ausência de uma boa variável de restrição de exclusão nos dados do PISA para identificar um modelo de escolha da escola foi um fator determinante para que a estratégia de correção do viés de seleção não fosse utilizada neste estudo. Jimenez, Lockheed e Paqueo (1991) sugerem a utilização da distância entre os dois tipos de escola como variável de restrição de exclusão. Essa variável, contudo, não está disponível em dados do PISA. Assim, para evitar problemas de multicolineariedade, por meio de estimações de um modelo de escolha da escola com as mesmas características do modelo de previsão do desempenho dos estudantes, a correção do viés de seleção não foi realizada.

conseguem externalizar em esses conhecimentos, aplicando-os em ambientes desconhecidos, dentro e fora da escola (BRASIL, 2016). Estudantes e diretores também são questionados sobre características pessoais e da escola, respectivamente.

Dados do PISA possuem duas vantagens principais em relação a outras bases nacionais, como a Prova Brasil. Os desempenhos em avaliações externas são estimados por meio de modelos de probabilidade, tomando como base um número limitado de “questões” de uma avaliação. Assim, uma só estimativa da habilidade cognitiva do estudante, como ocorre na Prova Brasil, pode não convergir para o verdadeiro parâmetro populacional. Por outro lado, PISA oferece cinco estimativas da habilidade do estudante em um determinado assunto, em vez de uma só estimativa. Além disso, por ser uma avaliação internacional, estimativas baseadas com o conjunto de dados do PISA podem ser comparáveis entre os países participantes.

O PISA avalia as três disciplinas em cada ciclo, entretanto somente uma dessas áreas é dada atenção especial. Como demonstrado anteriormente, o Brasil demonstrou o pior desempenho em Matemática entre os países latino-americanos em 2015. Além disso, os diferenciais entre escolas privadas e públicas nessa disciplina no Brasil é historicamente maior em relação às avaliações de Leitura e Ciências. Optou-se pela adoção da base de dados referente ao ano de 2012, em que o domínio principal daquele ciclo foi a área de Matemática. Com isso, além de avaliar o desempenho em Matemática em geral, torna-se possível estudar os diferenciais entre escolas privadas e públicas em distintos conteúdos e processos do letramento em Matemática. Com efeito, o modelo principal neste estudo utiliza como *variável dependente* os cinco valores plausíveis relativos ao desempenho dos estudantes em Matemática.

Tomando como base a teoria da função de produção educacional proposta em Hanushek (1979), foram utilizadas características individuais, da família e da escola para decompor os diferenciais entre escolas privadas e públicas.

1 Características individuais do estudante: *Feminino* – variável *Dummy* para identificar o sexo do estudante. Assume valor 1 se o estudante for do sexo feminino e 0 caso contrário; *Dummies* relacionadas à série em que o estudante está matriculado (*Grau 8* a *Grau12*). Assim, as *dummies* de cada série que foram criadas e assumem valor 1 se o estudante pertence a série indicada. No Brasil, a série modal para estudantes de 15 anos é o grau de ensino 11 (*Grau 11*), sendo essa *dummy*, utilizada como referência no modelo. Desse modo, estudante em séries inferiores a *Grau 11* capturam o efeito da defasagem idade/série em relação à série modal em que o estudante deveria estar matriculado. Essas características,

entretanto, incluídas no modelo isoladamente, podem capturar outros efeitos do desempenho passado do estudante. A *dummy Repetência* também foi incluída no modelo, assumindo valor 1 se o estudante repetiu alguma série e 0 caso contrário.

2 Características do Background Familiar: Dummies da escolaridade da mãe e do pai foram criadas com base na classificação *ISCED (International Standard Classification of Education)*¹⁷. Quatro *dummies* representativas da escolaridade tanto do pai quanto da mãe do estudante foram criadas da seguinte forma: *dummy ISCED 0* (sem escolaridade), *dummy ISCED 1 ou 2* (educação primária ou secundária inferior), *dummy ISCED 3 ou 4* (educação secundária superior, pós secundária ou não terciária), *dummy ISCED 5 ou 6* (Educação terciária ou pós graduação). Tanto para escolaridade da mãe quanto do pai, utilizou-se o nível de menor escolaridade como referência, e assumem valor 1 se a escolaridade da mãe ou do pai pertencer a esses níveis de escolaridade e, 0 se pertencer a outro nível. Para representar o *status* ocupacional dos pais, foi utilizado o índice *HISEI*, disponibilizado pela própria base de dados, que reflete o maior *status* ocupacional dos pais, cuja pontuação pode variar de 11 a 90. Maior escore *HISEI* indica maior *status* ocupacional que o pai ou a mãe do estudante possuem.¹⁸ Além disso, foi incluído um índice sobre as posses da família em Recursos Educacionais em Casa - *Home Educational Resources (HEDRES)* – que também é calculado e disponibilizado pela base de dados do PISA.¹⁹

3 Características de recursos físicos e humanos da escola: optou-se pela utilização de variáveis que indicam o *tamanho da escola*, mensurada pelo número de matrículas e tamanho médio das classes, calculado pela razão *Número de estudante/Número de*

¹⁷ O ISCED define qualificação educacional nas seguintes categorias: *ISCED 0: Nenhum; ISCED 1: Educação Primária; ISCED 2: Educação secundária inferior; ISCED 3C: Educação secundária superior pré-vocacional; ISCED 3B: Educação secundária superior vocacional; ISCED 3A: Educação secundária superior geral; ISCED 4: Educação pós secundária e não terciária; ISCED 5B: Educação terciária vocacional; ISCED 5A: Educação terciária orientada teoricamente; ISCED 6: pós-graduação*. Em que o algarismo representa nível e as letras A, B e C representam a designação do programa de estudo. A – programas gerais destinados a dar acesso ao próximo nível do programa; B – programas destinados a dar acesso ao próximo nível de estudos vocacionais; C – programas destinados a dar acesso direto ao mercado de trabalho.

¹⁸ Estudantes foram questionados sobre as ocupações dos pais. Essas respostas foram codificadas conforme a classificação de quatro dígitos da *International Standard Classification of Occupations (ISCO)*, cujos valores foram mapeadas em uma escala de intervalo assumida – a *International Socio-Economic Index (ISEI)* do status ocupacional que tem sido desenvolvida como uma escala que é refletida do *status* socio-educacional e é comparável entre os países (para detalhes, ver Ganzeboom e Treiman, 2003). No ciclo 2012 do PISA, foram utilizadas as versões ISCO e ISEI de 2008. Essa variável é construída e disponibilizada pela própria base de dados do PISA.

¹⁹ Foi utilizado o índice *HEDRES* que é formulado com base na disponibilidade em casa dos seguintes itens: uma mesa para estudar; um lugar calmo para estudar; um computador que você pode usar para o trabalho escolar; *software* educativo; livros para ajudar no trabalho da sua escola; livros técnicos de referência; e, um dicionário. Essa variável derivada desses itens é estimada e disponibilizada pelo PISA e pode assumir valores negativos e positivos. Valores positivos sinalizam mais recursos em casa e valores negativos indicam menos recursos educacionais em casa. Para detalhes sobre o cálculo do índice, ver o Relatório Técnico do PISA em OECD (2014).

professores; a disponibilidade de computadores foi capturada pela razão entre o número de computadores para fins educacionais e o número de estudantes de 15 anos de idade que frequentavam a classe modal. Além dessas, foram incluídas duas *dummies* que representam a *escassez de professores* qualificados em Matemática e *escassez de recursos educacionais*²⁰ (livros textos, por exemplo), em que assume valor 1 se o diretor da escola afirmou que a falta desses itens prejudica a capacidade instrucional da escola e 0 caso contrário.

4 Práticas e políticas da escola: a variável *objetivos da escola* representa um índice calculado com base na frequência em que o diretor da escola utiliza o desempenho dos estudantes para desenvolver os objetivos da escola, bem como a frequência em que ele garante que as atividades de desenvolvimento profissional dos professores ou a forma que eles trabalham estejam de acordo com os objetivos da escola ou a frequência em que discute os objetivos da escola em reuniões com o corpo docente;²¹ *dummy* de práticas de *habilidade em grupo* foram incluídas e assumem valor 1, se as aulas da escola atendem estudantes com diferentes habilidades e 0 caso contrário;²² e, *dummy* para identificar se a escola *acompanha dados* de forma sistêmica por meio de um registro das taxas de frequência e aprovação dos estudantes e professores, resultados dos testes e desenvolvimento profissional dos professores.

Após ajustar os valores ausentes de cada característica utilizada no modelo, a amostra final foi de 11.050 observações, sendo 9.350 estudantes matriculados em escolas públicas e 1.700 em escolas privadas. Uma limitação dos dados do PISA é a incapacidade de captar se de fato um determinado estudante teve acesso exclusivamente ao serviço privado ou público. Isto é, estudantes podem ter frequentado distintos tipos de escolas ou até mesmo frequentar os dois tipos de escolas ao mesmo tempo. Além disso, o efeito do valor agregado

²⁰ A variável *escassez de professores qualificados - ISCED 5* - pode captar o efeito da qualidade dos professores no tempo t . No PISA, os diretores das escolas são questionados sobre a extensão em que a ausência de professores qualificados em Matemática ou de materiais de instrução na escola podem prejudicar a capacidade da escola em fornecer instrução. Assim, *dummies* para esses dois problemas foram criadas de modo que a variável *dummy* assume valor zero caso o diretor acredite que a ausência não prejudica a capacidade da escola fornecer instrução e, assume valor igual a 1, caso prejudique em alguma extensão.

²¹ O índice de planejamento e comunicação do desenvolvimento dos objetivos e currículo da escola é elaborado nesses quatro itens em que o diretor da escola atribui a frequência em que os itens são executados. As seis categorias de resposta para os quatro itens utilizados na construção do índice foram: “não ocorreu”, “1-2 vezes durante o ano”, “3-4 vezes durante o ano”, “uma vez por mês”, “uma vez por semana”, e “mais de uma vez por semana”. Com base nessas respostas e metodologia disponível em OECD (2014), o índice pode assumir valores negativos e positivos. Os valores positivos indicam mais liderança dos diretores no planejamento e comunicação dos objetivos da escola e valores negativos sugerem menor liderança em relação aos objetivos da escola.

²² Diretores das escolas foram questionados sobre até que ponto as aulas de Matemática atendiam alunos com distintos níveis de habilidades. Dois itens questionavam sobre a ocorrência de agrupamento por habilidades em variadas classes com conteúdo semelhante, mas diversificados níveis de dificuldade ou com vários conteúdos. As respostas foram categorizadas em três opções: para todas as classes, para algumas classes ou nenhuma classe. Assim, foi construído uma *dummy* com base nesses dois itens. Caso escola não aplique nenhuma forma de agrupamento a variável assumiu valor 0 e, caso realize alguma forma de agrupamento em todas as classes ou em algumas classes, assume valor igual a 1.

do professor ao longo da vida estudantil dos participantes do PISA sobre o desempenho dos estudantes não pode ser capturado no modelo. Isso seria possível em um conjunto de dados longitudinais, em que os mesmos estudantes e professores são acompanhados no tempo. Até onde se conhece, entretanto, o Brasil não dispõe de uma base de dados com essas características, o que inviabilizaria uma análise de dados em painel.

2.4 Resultados e Discussão

2.4.1 Estatísticas descritivas de escolas privadas e públicas

Estatísticas descritivas dos estudantes brasileiros que participaram do teste PISA, em 2012, são disponibilizadas nas Tabelas 1 e 2.²³ Os resultados aqui apresentados na Tabela 1 se reportam ao desempenho em Matemática, uma vez que essa disciplina consistiu o foco do PISA em 2012. Os resultados para os desempenhos em Leitura e Ciências, no entanto, estão disponíveis no Apêndice B. Além da média de desempenho em Matemática, a Tabela 1 também contém informações sobre a média e desvio-padrão (D.P.) do desempenho desses estudantes segundo o tipo de escola (escolas privadas e públicas) e quantis incondicionais da distribuição do desempenho na avaliação de Matemática, permitindo obter a diferença média observada nas pontuações do teste, entre estudantes educados em escolas privadas e públicas. Já na Tabela 2, podem ser observadas, as diferenças nas características médias individuais, dos antecedentes familiares e das escolas desses estudantes, segundo o tipo de escola e seus respectivos desvios-padrão.

Importantes constatações sobre as diferenças entre as médias de desempenho em Matemática dos estudantes de escolas públicas e privadas podem ser inferidas por meio da Tabela 1. Primeiro, estudantes educados em escolas privadas desempenham melhor do que aqueles educados em escolas públicas. Em média, a diferença observada ultrapassa 84 pontos na avaliação de Matemática. Essa diferença possui importantes implicações sobre disparidades entre os dois tipos de escolas, uma vez que 30 pontos no PISA equivalem a um ano letivo de aprendizado, segundo os critérios da organização.

²³Todas as estimativas consideram uma amostra final de 11050 estudantes, após a exclusão de valores ausentes.

Tabela 1 – Pontuação média em Matemática, segundo o quantil incondicional e o tipo de escola – Brasil – 2012

	Geral		Escola Privada		Escola Pública		Diferença	<i>t-statistic</i>
	Média	D.P.	Média	D. P.	Média	D. P.		
Média	403,956	76,747	472,966	79,693	388,755	67,142	84,212	46,141
Q10	315,697	91,976	368,638	114,693	304,036	81,587	64,602	28,003
Q20	343,514	85,521	400,622	101,902	330,935	75,890	69,687	32,857
Q30	365,282	86,696	428,422	100,351	351,375	76,667	77,047	36,183
Q40	383,695	89,469	452,324	101,744	368,578	78,865	83,746	38,363
Q50	401,500	94,631	473,116	102,016	385,725	85,184	87,390	37,672
Q60	419,698	100,146	493,800	106,304	403,375	90,944	90,426	36,691
Q70	439,221	108,276	514,642	112,821	422,608	99,855	92,034	34,236
Q80	462,892	124,571	542,042	126,362	445,458	117,183	96,584	30,876
Q90	496,231	154,596	580,767	159,424	477,610	147,065	103,158	26,252
Nº de Obs, ²⁴	11050		1700		9350			

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012.

Outro importante aspecto está associado ao hiato entre escolas privadas e públicas ao longo dos quantis incondicionais do desempenho em Matemática. Essa diferença aumenta conforme o quantil de desempenho no teste é maior, ou seja, o hiato entre escolas privadas e públicas tende a ser ainda maior entre os estudantes com alta performance no PISA. Esse resultado pode sugerir que o efeito da escola privada é ainda mais importante para os estudantes de melhor desempenho. Vale ressaltar que essas diferenças observadas, tanto para a média quanto para os quantis da distribuição do desempenho em Matemática, foram estatisticamente significantes ao nível de 1% e são ainda mais acentuadas quando comparadas com o desempenho em Leitura e Ciências (ver Apêndice B). Em função desse resultado, todas as estimativas apresentadas a seguir se reportam ao desempenho dos brasileiros na avaliação de Matemática.

Pode-se argumentar que os estudantes de escolas privadas desempenham melhor em pontuações de testes porque desfrutam de melhores dotações. A Tabela 2, por exemplo, mostra que estudantes de escolas privadas estão expostos a características associadas a um maior desempenho. A amostra considerada neste estudo revela que, em relação às características individuais dos estudantes, aqueles de escolas privadas frequentam em maior proporção o grau de ensino adequado para idade de 15 anos ou grau superior e repetem um ano escolar em menor proporção em relação a estudantes educados em escolas públicas. Além disso, escolas públicas e privadas são formadas por uma maioria de estudantes do sexo

²⁴ Todas as estimativas apresentadas no presente estudo foram ponderadas pelo fator de representatividade final do estudante utilizando a opção de pesos analíticos (*aweights*). Após a expansão, os 11.050 estudantes considerados na amostra representam 1.384.359 observações, sendo 249.908 de escolas privadas e 1.134.451 de escolas públicas.

feminino, sendo essa proporção ligeiramente superior em escolas públicas. Essa diferença pode influenciar o desempenho médio dos estudantes entre os dois tipos de escola, uma vez que estudantes do sexo masculino, geralmente, desempenham melhor, na média, em Matemática do que estudantes do sexo oposto.

Tabela 2 – Características dos participantes do PISA segundo tipo de escola, Brasil, 2012

<i>Características</i>	<i>Escola Privada</i>		<i>Escola Pública</i>		<i>Diferença</i>	<i>z-statistic</i>
	<i>Média</i>	<i>D. P.</i>	<i>Média</i>	<i>D.P.</i>		
<i>Feminino</i>	0,512	0,500	0,538	0,499	-0,026	-23,584
<i>Grau 8</i>	0,007	0,083	0,038	0,190	-0,031	-78,985
<i>Grau 9</i>	0,055	0,227	0,084	0,278	-0,030	-49,943
<i>Grau 10</i>	0,277	0,448	0,390	0,488	-0,112	-105,37
<i>Grau 11</i>	0,627	0,484	0,458	0,498	0,170	153,68
<i>Grau 12</i>	0,034	0,181	0,031	0,172	0,003	8,27
<i>Repetência</i>	0,157	0,364	0,316	0,465	-0,159	-158,74
<i>Isced 0 (mãe)</i>	0,003	0,053	0,092	0,289	-0,089	-152,53
<i>Isced 1/2 (mãe)</i>	0,123	0,329	0,439	0,496	-0,315	-293,64
<i>Isced 3/4 (mãe)</i>	0,374	0,484	0,331	0,471	0,043	41,2
<i>Isced 5A/5B/6 (mãe)</i>	0,500	0,500	0,138	0,345	0,361	406,28
<i>Isced 0 (pai)</i>	0,014	0,119	0,134	0,340	-0,119	-171,05
<i>Isced 1/2 (pai)</i>	0,161	0,367	0,432	0,495	-0,271	-252,58
<i>Isced 3/4 (pai)</i>	0,371	0,483	0,302	0,459	0,069	67,62
<i>Isced 5A/5B/6 (pai)</i>	0,454	0,498	0,133	0,339	0,321	370,17
<i>Maior Status ocupacional dos pais</i>	62,433	19,325	39,132	19,909	23,302	44,589*
<i>Recursos educacionais em casa</i>	-0,278	0,894	-0,819	0,987	0,541	21,087*
<i>Tamanho da escola</i>	870,393	726,028	1072,220	611,751	-201,828	-12,137*
<i>Razão estudante/professor</i>	23,050	12,995	28,583	16,889	-5,533	-12,833*
<i>Razão computador/estudante</i>	0,509	0,561	0,144	0,210	0,365	47,219*
<i>Escassez: professores</i>	0,179	0,383	0,473	0,499	-0,294	-269,86
<i>Escassez: materiais de instrução</i>	0,182	0,386	0,529	0,499	-0,346	-314,01
<i>Objetivos da escola</i>	1,111	0,772	1,042	0,921	0,069	2,916*
<i>Agrupamento</i>	0,743	0,437	0,835	0,372	-0,092	-107,58
<i>Acompanhamento</i>	0,865	0,342	0,823	0,382	0,042	51,13
<i>Nº de Obs,</i>	1700		9350			

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012. **t-statistic*.

Quanto ao *background* familiar, estudantes de escolas privadas possuem pais com níveis de escolaridade mais elevados e melhor *status* de ocupação. Ademais, eles usufruem de mais recursos educacionais em casa. Já em relação à estrutura da escola, estudantes de escolas privadas frequentam, em média, escolas menores e salas de aula de menos alunos. Também estão sujeitos a uma maior disponibilidade de computadores por estudante, são alvo em menor proporção de problemas de escassez de professores e materiais de instrução. Por fim, quanto às práticas e políticas da escola, a única diferença considerável se restringe ao maior percentual de escolas públicas em que organizam o ensino do conteúdo por nível de dificuldade. Embora as diferenças observadas com relação ao índice de estruturação e comunicação dos objetivos e desenvolvimento do currículo escolar e a proporção de escolas em que o diretor acompanha frequência e resultados dos estudantes não sejam amplas, as

escolas privadas também se beneficiam com indicadores ligeiramente superiores em relação a esses dois fatores. Testes de igualdade de proporções e de médias entre grupos de estudantes de escolas privadas e públicas revelam que as diferenças entre as características foram estatisticamente significantes ao nível de 1%.

Portanto, os estudantes de escolas privadas, em média, possuem vantagens com relação àquelas características que, em teoria, estariam associadas a níveis de desempenho mais altos, o que explicaria as diferenças médias observadas entre os tipos de escola. Por exemplo, Angrist e Lavy (1999) e Krueger e Whitmore (2001) mostram que classes menores estão associadas a maiores desempenhos em pontuações de testes. Já Lee e Loeb (2000) mostram que escolas de tamanho menor possuem vantagens sobre o desempenho dos estudantes em relação às escolas de tamanhos médios ou maiores, uma vez que os professores apresentam atitudes mais positivas sobre o aprendizado dos alunos que aprendem mais com isso.

2.4.2 Efeito da escola privada e características do estudante e da escola sobre o desempenho em pontuações de testes

O efeito da escola privada sobre o desempenho dos estudantes em pontuações de teste é discutido na literatura. Rouse (1998), por exemplo, mostra que, ao colocar estudantes de baixa renda em escolas privadas, estes tiveram ganhos sobre o desempenho de Matemática em relação aos grupos de comparação (estudantes de escolas públicas). O efeito da escola privada, entretanto, pode não ser robusto em função de problemas associados à endogeneidade em decorrência a omissão de características correlacionadas à qualidade da escola. Nesse sentido, seguindo a estratégia adotada por Duncan e Sandy (2007), o efeito da escola privada foi estimado adicionando sequencialmente grupos de características de controles para testar a robustez e sensibilidade do efeito do setor sobre o desempenho dos estudantes.

A Tabela 3 mostra o efeito da escola privada sobre o desempenho em Matemática quando controles são adicionados sequencialmente e segundo o quantil incondicional da distribuição de desempenho. Ao todo, cinco modelos foram estimados, indicados pelos números entre chaves. No modelo inicial, coluna {1}, apenas a *dummy* de escola privada foi incluída na regressão. Em seguida, adicionaram-se os controles de características individuais (coluna {2}), *background* familiar (coluna {3}), estrutura da escola (coluna {4}) e, por fim, práticas e políticas da escola (coluna {5}). Em geral, encontram-se efeitos positivos e estatisticamente significativos da escola privada sobre o desempenho em Matemática ao de

nível de 1%. No modelo {1}, o efeito da escola privada é exatamente o mesmo em relação às diferenças brutas observadas entre escolas públicas e privadas, reportadas na Tabela 1.

A vantagem de ser um estudante educado em escolas privadas diminui quando controlado pelas características individuais dos estudantes {2} e, ainda mais, quando adicionados os controles de *background* familiar {3} e estrutura da escola {4}. O efeito da escola privada, porém se mostra pouco sensível quando o último grupo de controles (práticas e políticas da escola) é adicionado ao modelo (coluna {5}). Apesar da redução observada, o efeito de pertencer a uma escola privada permanece positivo e estatisticamente significativo ao nível de 1%. Em exercício semelhante, Duncan e Sandy (2007) e Witte (1992) também relacionam menor vantagem da escola privada à medida que controles de *background* familiar e características da escola. Portanto, o efeito da escola privada observado no modelo inicial é explicado, em parte, pela má especificação do modelo, ao omitir variáveis relacionadas ao *background* familiar e estrutura da escola.

Outros fatores omitidos, no entanto, foram desconsiderados nos modelos descritos há pouco, por exemplo, características associadas à qualidade dos professores. Esta, geralmente, está associada ao tipo de escola que o estudante frequenta. Dessa forma, o efeito da escola privada estimado na Tabela 3 pode ser confundido com o efeito dessas variáveis omitidas. Por exemplo, os salários dos professores são considerados uma *proxy* para medir a qualidade dos professores; contudo, a base de dados do PISA não dispõe dessas informações. A alternativa seria considerar a proporção de professores com certificação de ensino superior que está disponível no PISA, porém, essa variável é objeto de com problemas de valores ausentes, e sua inclusão poderia reduzir a precisão das estimativas. Fazendo um exercício considerando essa variável no modelo 4 da Tabela 3, constata-se que o efeito da escola privada, para média e quantis, não se mostrou sensível ao resultado mostrado. Desse modo, para obter estimativas mais precisas, optou-se pela não inclusão dessa variável. Como se esperava, o erro-padrão do coeficiente estimado do tipo de escola aumentou de 8,469 para 8,511, no caso da média, em virtudes da inclusão desse controle que reduz a amostra em 2,65%.

Ademais, ressalta-se que o efeito da qualidade do professor foi medido apenas no período em que o aluno fez o teste. É comum que um mesmo professor participe da formação educacional de um mesmo aluno no decurso de sua vida estudantil. Isto é, o valor adicionado do professor pode influenciar em alguma medida o desempenho dos estudantes no período corrente, que também está correlacionado com o tipo de escola. A alternativa para reduzir a influência de fatores omitidos sobre o efeito da escola privada seria a utilização de dados em

painel. Infelizmente, até onde se conhece, o Brasil não dispõe de uma base de dados com essas características e que sejam representativas da população de estudantes.

Tabela 3 – Efeito da escola privada segundo, os quantis incondicionais da distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012

<i>Estatística</i>	<i>{1}</i>	<i>{2}</i>	<i>{3}</i>	<i>{4}</i>	<i>{5}</i>
<i>Média</i>	84,212*** (9,362) [0,178]	72,764*** (9,146) [0,331]	53,384*** (8,142) [0,37]	47,108*** (8,469) [0,391]	47,287*** (8,288) [0,396]
<i>Q10</i>	64,602*** (6,54) [0,074]	56,853*** (6,405) [0,127]	46,885*** (6,655) [0,138]	46,047*** (6,894) [0,144]	46,86*** (6,758) [0,146]
<i>Q20</i>	69,687*** (8,039) [0,099]	60,87*** (7,922) [0,182]	48,948*** (7,816) [0,197]	46,168*** (7,689) [0,206]	46,641*** (7,741) [0,208]
<i>Q30</i>	77,047*** (8,705) [0,117]	67,068*** (8,668) [0,213]	52,669*** (8,324) [0,233]	48,908*** (8,111) [0,244]	49,47*** (8,179) [0,246]
<i>Q40</i>	83,746*** (9,435) [0,13]	72,909*** (9,445) [0,234]	56,762*** (9,041) [0,256]	52,416*** (8,796) [0,269]	53,066*** (8,963) [0,271]
<i>Q50</i>	87,39*** (10,001) [0,126]	75,385*** (9,939) [0,239]	57,109*** (9,255) [0,263]	51,732*** (9,202) [0,276]	52,272*** (9,373) [0,278]
<i>Q60</i>	90,426*** (10,981) [0,121]	77,561*** (10,863) [0,234]	57,155*** (9,937) [0,261]	50,639*** (10,011) [0,276]	50,902*** (10,056) [0,279]
<i>Q70</i>	92,034*** (11,664) [0,107]	78,294*** (11,377) [0,215]	55,773*** (10,079) [0,241]	47,903*** (10,341) [0,257]	48,015*** (10,106) [0,26]
<i>Q80</i>	96,584*** (12,772) [0,089]	82,37*** (12,489) [0,178]	55,44*** (11,005) [0,206]	45,18*** (11,859) [0,22]	44,954*** (11,367) [0,225]
<i>Q90</i>	103,158*** (14,644) [0,066]	88,512*** (14,214) [0,13]	57,081*** (12,043) [0,153]	43,691*** (14,773) [0,165]	42,935*** (13,852) [0,169]
<i>Características Individuais</i>	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
<i>Background Familiar</i>	Não	Não	Sim	Sim	Sim
<i>Recursos da escola</i>	Não	Não	Não	Sim	Sim
<i>Práticas da escola</i>	Não	Não	Não	Não	Sim
<i>Nº Obs.</i>	11050	11050	11050	11050	11050

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do PISA 2012. Erros- padrão robustos estimados por cluster de escola entre parênteses. R-quadrado entre colchetes. *** Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. * Significativo a 10%.

Sobre o efeito da escola privada, Jimenez, Lockheed e Paqueo (1991) mostram, por exemplo, que estudantes de escolas privadas superam os de escolas públicas em pontuações de testes padronizados de Matemática. Já Lubienski e Lubienski (2014) e Duncan e Sandy (2007) mostram que a vantagem da escola privada em relação à escola pública desaparece quando controlada pelas características do *background* familiar e da escola. Embora exista ampla discussão sobre o efeito efetivo da escola privada sobre o desempenho de estudantes em pontuações de testes, os resultados deste estudo sugerem que a escola privada no Brasil

influencia significativamente o desempenho em Matemática. Impactos significativos da escola privada no Brasil sobre o desempenho em Matemática, também, são relatados na pesquisa desenvolvida por Sakellariou (2017).

Constata-se que os achados acima mantêm um padrão tanto para média dos dados quanto para os quantis incondicionais do desempenho. Percebe-se que estudantes de escolas privadas exprimem uma vantagem na pontuação de Matemática em torno de 47 pontos para média dos dados (modelo {5}). O tipo de escola, porém, influencia de modo distinto quando se analisa o efeito entre os quantis. Em geral, as vantagens de estudar em escolas privadas são maiores para estudantes de performance em torno da mediana e menores nas extremidades dos quantis, semelhantemente a um padrão em forma de U invertido (TABELA 3). Esse resultado é semelhante ao encontrado por Moraes e Beluzzo (2014). Eles mostram que o efeito tratamento quantílico total da escola pública é negativo em todos os quantis, em que o efeito apresenta um formato de U com maior diferencial ao centro da distribuição, sugerindo que o setor privado é mais eficiente nesses quantis.

Estimativas para a função de produção educacional completamente especificada (modelo {5} da tabela anterior), isto é, controlada por todos insumos de características individuais, da família e da escola, são reportadas na Tabela 4. As estimativas foram obtidas para a média condicional dos dados e quantis incondicionais. Especificamente, a Tabela 4 mostra os efeitos dessas características para estudantes com desempenho médio e estudantes com baixo (Q 10), mediano (Q 50) e alto (Q 90) desempenho em Matemática. Um mesmo fator pode ser importante para um estudante de desempenho médio e não significativo para um de baixa performance, ou influenciar um estudante de alto desempenho, mas não ser relevante para pontuações médias. Analisar a contribuição de cada fator sobre distintos pontos da distribuição pode trazer implicações pertinentes para as questões aqui levantadas.

No tocante às características individuais, os resultados se mostram consistentes com a literatura de FPE, sendo esses efeitos estatisticamente significantes ao nível de 1%. Estudantes do sexo feminino e os que repetiram algum ano letivo têm desempenho pior em Matemática do que estudantes do sexo masculino ou que nunca repetiram, respectivamente, para média e ao longo dos quantis incondicionais. Essa relação negativa é ainda mais intensa para estudantes no topo superior da distribuição da pontuação em Matemática. Além disso, estudantes em graus de ensino mais atrasados têm desempenho inferior em relação aos estudantes da classe modal aos 15 anos no Brasil (Grau 11), sendo essa relação ainda mais prejudicial para estudantes com desempenho mediano que pertencem às classes de ensino mais afastadas da classe modal (Grau 8 e 9). Além disso, os estudantes, em classe superior a

classe modal, denotam maiores pontuações em Matemática, sendo esse efeito crescente em relação ao quantil de desempenho.

A importância de características individuais relacionadas ao grau de escolaridade e sexo do estudante sobre o desempenho em pontuações de testes também foi identificada em estimativas para países europeus. Para Coutinho (2010), estudantes do sexo feminino têm desempenho pior em Matemática e melhor em leitura do que estudantes do sexo masculino. Estudantes em graus de escolaridade mais avançados têm desempenho melhor em Matemática e Leitura em Portugal, ou em países europeus de baixo (Espanha, a Grécia e a Itália) e alto (Bélgica, a Finlândia e os Países Baixos) desempenho. O resultado com respeito ao grau de escolaridade e repetência escolar, reforça a importância de políticas que reduzam as taxas de distorção idade-série, como o Programa de Alfabetização na Idade Certa (PAIC), implementado no Estado do Ceará, em 2007, e expandido pelo Brasil, em 2012.

A Tabela 4 também se reporta à importância do *background* familiar sobre o desempenho educacional de estudantes. A escolaridade da mãe e do pai, o *status* ocupacional dos pais e a disponibilidade de recursos educacionais possuem relação positiva e significativa sobre o desempenho em Matemática, em sua maioria, dos coeficientes apresentados. Estudantes filhos de pais ou mães com ensino superior, no entanto, parecem usufruir melhor dessa característica do que estudantes com pais sem escolaridade. A transmissão intergeracional da escolaridade dos pais com ensino superior foi estatisticamente significativa para média, mediana e estudantes com alto desempenho, sendo estes últimos mais beneficiados pela alta escolaridade dos pais.

O *status* ocupacional dos pais e recursos educacionais disponíveis em casa também estão correlacionados positiva e significativamente com o desempenho dos estudantes em Matemática. Maior disponibilidade de recursos educacionais em casa e pais com maior *status* ocupacional, no entanto, parecem ser mais importantes para aqueles estudantes com alto desempenho em Matemática do que para estudantes com baixo desempenho. Os efeitos dos antecedentes familiares são semelhantes às relações encontradas por Duncan e Sandy (2007), ao afirmarem que pais que enfatizam a educação, isto é, mais escolarizados, e investem mais recursos educacionais para seus filhos, tendem a pontuar melhor em testes.

Tabela 4 – Função de produção educacional, segundo os quantis distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012

<i>Características</i>	<i>Média</i>	<i>Q10</i>	<i>Q50</i>	<i>Q90</i>
<i>Privado</i>	47,287*** (8,288)	46,86*** (6,758)	52,272*** (9,373)	42,935*** (13,852)
<i>Feminino</i>	-26,498*** (1,73)	-14,875*** (2,501)	-26,762*** (2,236)	-39,421*** (4,225)
<i>Grau 8</i>	-68,075*** (4,391)	-67,506*** (10,356)	-75,434*** (5,784)	-60,552*** (7,025)
<i>Grau 9</i>	-54,078*** (4,216)	-43,983*** (7,974)	-61,144*** (5,852)	-56,923*** (6,991)
<i>Grau 10</i>	-27,313*** (2,672)	-14,077*** (2,995)	-28,18*** (3,46)	-42,428*** (5,359)
<i>Grau 12</i>	18,581*** (4,981)	5,178* (2,897)	18,687*** (5,561)	32,704** (13,3)
<i>Repetência</i>	-18,795*** (2,308)	-10,771*** (3,439)	-18,841*** (3,276)	-24,937*** (4,073)
<i>Isced 1/2 (mãe)</i>	3,532 (2,912)	5,7 (4,663)	2,111 (4,104)	1,497 (5,584)
<i>Isced 3/4 (mãe)</i>	8,002** (3,259)	9,005* (5,152)	6,866 (4,513)	9,24 (6,429)
<i>Isced 5A/5B/6 (mãe)</i>	11,422*** (3,938)	8,557 (5,895)	9,39* (5,382)	18,797** (8,05)
<i>Isced 1/2 (pai)</i>	3,598 (2,554)	2,526 (4,21)	6,74* (3,687)	5,093 (4,795)
<i>Isced 3/4 (pai)</i>	6,278* (3,235)	4,385 (4,94)	9,694** (4,415)	5,714 (6,056)
<i>Isced 5A/5B/6 (pai)</i>	8,212** (3,861)	-2,587 (6,083)	11,076** (4,838)	23,541*** (8,882)
<i>Maior status ocupacional dos pais</i>	0,414*** (0,048)	0,296*** (0,071)	0,355*** (0,064)	0,534*** (0,102)
<i>Recursos educacionais em casa</i>	4,563*** (0,874)	3,089*** (1,151)	5,242*** (1,153)	5,649** (2,293)
<i>Tamanho da escola</i>	0,012*** (0,004)	0,007*** (0,002)	0,012*** (0,004)	0,017** (0,007)
<i>Razão Estudante/Professor</i>	-0,391*** (0,142)	-0,3*** (0,098)	-0,442*** (0,167)	-0,376* (0,201)
<i>Razão Computador/Estudante</i>	18,824 (11,478)	7,316 (7,456)	15,818 (11,194)	36,793 (23,084)
<i>Escassez: professores</i>	0,587 (3,713)	5,188* (3,072)	2,36 (3,912)	-6,321 (7,149)
<i>Escassez: materiais de instrução</i>	-2,954 (4,173)	1,164 (3,259)	-4,473 (4,779)	-3,782 (7,09)
<i>Objetivos da escola</i>	5,097** (2,047)	4,395** (1,964)	3,782* (2,024)	7,1* (4,127)
<i>Agrupamento</i>	-9,136 (5,811)	-1,938 (4,924)	-4,027 (5,772)	-21,288** (10,82)
<i>Acompanhamento</i>	4,142 (4,261)	2,536 (4,29)	4,381 (4,882)	6,275 (6,855)
<i>Intercepto</i>	399,241*** (9,733)	301,379*** (8,984)	397,919*** (10,807)	497,393*** (18,406)
<i>R-quadrado²⁵</i>	0,396	0,146	0,278	0,169
<i>Nº de Obs,</i>	11050	11050	11050	11050

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012. Erros- padrão robustos estimados por cluster de escola entre parênteses. *** Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. * Significativo a 10%.

²⁵ O r-quadrado é relativamente baixo em funções de produção educacional. Por exemplo, em Duncan e Sandy (2007), o r-quadrado da função completamente especificada foi de 0,382, no caso da média.

Os recursos físicos, humanos e práticas educacionais da gestão da escola também se mostraram relevantes sobre o desempenho dos estudantes. A respeito dos recursos físicos e humanos da escola, o tamanho da escola, apesar de expressar uma correlação positiva sobre o desempenho em Matemática, a contribuição dessa característica da escola sobre o desempenho dos estudantes em Matemática parece ser apenas marginal, não diferindo entre os quantis da distribuição de desempenho dos estudantes. Já tamanho da classe, mensurado pela razão estudantes por professores, parece influenciar negativa e significativamente o desempenho dos estudantes em Matemática. Os estudantes de desempenho mediano e alto, contudo, respectivamente, parecem ser mais prejudicados em turmas maiores. O tamanho da turma é algo bastante discutido na literatura, entretanto os achados parecem divergir sobre a importância do tamanho da turma sobre o desempenho dos estudantes. Babcock e Betts (2009), no entanto, descobriram que tamanhos de turmas maiores diminuem desproporcionalmente as conquistas dos estudantes de baixo desempenho no primeiro ano de escola.

Já em relação às práticas educacionais da gestão escolar, pode-se destacar o fato de que a frequência em que os diretores procurem garantir que os objetivos e desenvolvimento curricular da escola sejam desenvolvidos pelos professores influencia positivamente os estudantes, sendo essa relação mais intensiva para estudantes com alta performance em Matemática do que estudantes de desempenho médio e baixo, respectivamente. Além disso, escolas onde ocorrem agrupamentos por habilidade em aulas de mesmo ou conteúdo distintos influenciam negativamente estudantes com alta performance. Esse resultado parece ser consistente com a abordagem descrita por Boaler, Wiliam e Brown (2000), ao afirmarem que a ansiedade gerada por alta expectativa, ritmo acelerado e pressão para sucesso de alunos com alta habilidade pode oferecer desvantagens a estudantes com alto desempenho.

2.4.3 Funções de produção educacional: estimativas segundo o tipo de escola

Os resultados expressos até então mostram que estudantes de escolas privadas, em média e ao longo dos quantis incondicionais da distribuição, desempenham melhor em pontuações de Matemática do que estudantes de escolas públicas. Além disso, pôde-se observar que o efeito da escola privada é significativo, mesmo após o efeito ser controlado por características individuais, da família e da escola, sendo mais benéfica ainda para estudantes com desempenho em Matemática em torno da mediana e em menor intensidade nas caudas, inferior e superior, da distribuição incondicional. Esses resultados, entretanto, não

forneem explicações sobre o hiato entre escolas privadas e públicas. Isto é, esse hiato é explicado apenas pelo fato de os estudantes de escolas privadas possuírem melhores características associadas com maiores pontuações do que estudantes de escolas públicas ou existem outros fatores? Além disso, pode-se questionar se os fatores que contribuem para explicar as disparidades médias entre estudantes de escola privadas e públicas possuem a mesma importância para explicar as disparidades entre os estudantes de baixo e alto desempenho. Para responder a essas questões, foram estimadas regressões separadas, segundo o tipo de escola, com base em regressões quantílicas incondicionais e, no segundo estágio aplicando técnicas de decomposição do tipo O-B. Nesse sentido, é possível identificar se o hiato observado entre os dois tipos de escolas decorre das diferenças nas características dos estudantes, ou se provém das diferenças nos coeficientes, isto é, diferenças em fatores não observáveis que podem estar associados à qualidade não observada do setor, ou seja, fatores intangíveis.

Na Tabela 5, portanto, são reportadas as estimativas das funções de produção educacionais segundo o tipo de escola para a média e quantis incondicionais da distribuição do desempenho em Matemática. Os coeficientes estimados nessas regressões, juntamente com as médias das características da Tabela 2, serão utilizados para obter os componentes da decomposição dos diferenciais de desempenho entre estudantes de escolas privadas e públicas. Um desses componentes é resultado das diferenças nas características entre os dois grupos, $(\bar{X}_{privado}^{\tau} - \bar{X}_{público}^{\tau})\hat{\beta}_{privado}^{\tau}$, chamado de contribuição dos bens tangíveis. O segundo componente resulta das diferenças nos coeficientes das duas regressões da Tabela 5, $(\hat{\beta}_{privado}^{\tau} - \hat{\beta}_{público}^{\tau})\bar{X}_{público}^{\tau}$, que representa a contribuição da qualidade não observada da escola ou dos bens intangíveis.

As regressões estimadas para cada tipo de escola, privado e público, se mostraram relativamente distintas da função de produção educacional completamente especificada da Tabela 4. Mudanças de sinais e significância podem ser observadas para algumas características. As funções estimadas para estudantes de escolas públicas são semelhantes às estimativas da Tabela 4 em vários aspectos. Algumas diferenças, contudo, podem ser verificadas sobre os efeitos dos recursos e práticas da escola acerca do desempenho de estudantes de escolas públicas. Por exemplo, o efeito das práticas de agrupamento por habilidades não foi significativo para estudantes de escolas públicas no quantil 90 da distribuição de desempenho em Matemática. Já a proporção de computadores por estudantes influencia positiva e significativamente o desempenho dos estudantes com alto e médio

desempenho (TABELA 5). Além disso, os efeitos das faixas de escolaridades mais altas, tanto do pai quanto da mãe (ISCED 5), se mostram distintos em relação às estimativas da Tabela 4, visto que essa característica não influencia significativamente o de desempenho mediano.

Para escolas privadas, os resultados são relativamente mais distintos. Além de diferenças em relação ao efeito dos recursos e práticas da escola, também são notadas perda de significância no efeito das características individuais e *background* familiar. Por exemplo, no caso de estar dois ou três graus atrasados em relação à classe modal, os efeitos permanecem negativos e estatisticamente significantes, contudo, para esse tipo de escola, a influência negativa é mais intensiva em quantis inferiores do que em quantis superiores. Por outro lado, estar um grau acima da classe modal, exerce influência positiva e significativa apenas para estudantes com baixo desempenho.

Em relação ao *background* familiar, ao contrário dos achados de Duncan e Sandy (2007) para escolas estadunidenses, as estimativas da Tabela 5 sugerem que a educação da mãe e do pai pode incrementar significativamente os estudantes com desempenho médio de escolas privadas no Brasil. Efeitos significativos da escolaridade do pai em pontos distintos da distribuição da pontuação de Matemática para estudantes brasileiros matriculados na 8ª série do ensino fundamental, nesse tipo de escola, também foram encontrados em Moraes e Beluzzo (2014). Para estudantes de escolas privadas, contudo, apenas mães com a mais alta escolaridade são capazes de influenciar o desempenho dos seus filhos, especificamente aqueles com desempenho médio.

Já em relação ao *status* ocupacional dos pais, os estudantes de escolas privadas são influenciados de modo distinta em relação aos de escolas públicas, uma vez que o efeito dessa característica para estudantes de escolas privadas denota um formato de U no curso da distribuição do desempenho em Matemática, sendo esse efeito superior para estudantes de escolas privadas nos quantis analisados. Destaca-se, também, que os recursos educacionais em casa, liderança do diretor das escolas em relação aos objetivos da escola e a prática escolar de agrupamento por habilidade não foram estatisticamente significantes para estudantes educados em escolas privadas em nenhum ponto da distribuição de desempenho expresso na Tabela 5. Um resultado interessante, no entanto, diz respeito ao efeito da escassez de professores sobre o desempenho de estudante com baixo desempenho em escolas privadas. Os resultados sugerem uma correlação positiva entre escassez de professores e desempenho. Numa situação de escassez, os professores e a escola podem estar interessados em que não haja uma piora nos indicadores em função desse problema, e direcionem maior atenção aos estudantes com baixo desempenho. Lounkaew (2013) encontra resultados semelhantes em

escolas urbanas, ao estimar, separadamente, funções de produções educacionais de escolas urbanas e rurais na Tailândia.

Tabela 5 – Função de produção educacional, segundo o tipo de escola e quantis da distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012

<i>Características</i>	<i>Média</i>		<i>Q10</i>		<i>Q50</i>		<i>Q90</i>	
	<i>Privado</i>	<i>Público</i>	<i>Privado</i>	<i>Público</i>	<i>Privado</i>	<i>Público</i>	<i>Privado</i>	<i>Público</i>
<i>Feminino</i>	-31,06*** (3,38)	-25,99*** (1,901)	-17,28** (7,889)	-14,89*** (2,439)	-34,5*** (5,775)	-25,702*** (2,385)	-47,42*** (10,52)	-37,85*** (4,526)
<i>Grau 8</i>	-102,7*** (22,192)	-67,34*** (4,469)	-168,3** (70,878)	-62,62*** (10,151)	-104,55*** (21,668)	-74,778*** (5,909)	-69,74*** (20,009)	-61,48*** (7,619)
<i>Grau 9</i>	-74,9*** (9,493)	-51,12*** (4,213)	-94,2*** (28,335)	-35,58*** (7,314)	-85,667*** (14,863)	-58,069*** (5,879)	-55,12*** (17,916)	-57,6*** (7,347)
<i>Grau 10</i>	-27,47*** (6,163)	-26,92*** (2,53)	-20,224* (11,103)	-12,51*** (2,819)	-29,321*** (8,754)	-28,114*** (3,329)	-37,99*** (12,642)	-41,82*** (5,545)
<i>Grau 12</i>	9,625 (10,549)	20,29*** (5,486)	15,904** (6,718)	2,331 (3,124)	16,891 (12,641)	18,404*** (5,843)	-0,207 (24,507)	40,98*** (15,201)
<i>Repetência</i>	-28,12*** (5,88)	-16,9*** (2,338)	-16,904 (13,376)	-9,922*** (3,477)	-25,44*** (9,71)	-17,4*** (3,414)	-36,05*** (10,071)	-22,0*** (4,038)
<i>Isced 1/2 (mãe)</i>	26,57 (21,476)	4,284 (2,901)	55,386 (69,521)	6,967 (4,588)	17,121 (26,673)	3,063 (4,12)	15,201 (24,956)	1,766 (5,64)
<i>Isced 3/4 (mãe)</i>	27,64 (20,381)	11,07*** (3,282)	68,382 (68,963)	11,248** (5,065)	17,756 (24,776)	10,856** (4,571)	9,728 (23,023)	12,78** (6,479)
<i>Isced 5A/5B/6 (mãe)</i>	37,85* (20,265)	7,345* (4,083)	72,028 (68,763)	5,419 (5,807)	33,401 (25,02)	2,881 (5,463)	24,811 (25,058)	15,3* (9,173)
<i>Isced 1/2 (pai)</i>	36,85* (19,112)	3,743 (2,461)	34,358 (49,936)	3,201 (4,05)	45,124* (26,002)	7,178** (3,62)	28,363 (23,071)	4,674 (4,767)
<i>Isced 3/4 (pai)</i>	33,7* (18,164)	8,469*** (3,108)	31,234 (52,57)	6,434 (4,488)	40,748* (23,447)	12,164*** (4,423)	23,446 (21,335)	8,538 (6,091)
<i>Isced 5A/5B/6 (pai)</i>	44,7** (17,529)	1,191 (4,025)	21,379 (51,445)	-3,102 (5,631)	51,18** (23,75)	4,089 (4,988)	65,04*** (21,946)	9,238 (9,895)
<i>Maior status ocup. pais</i>	0,756*** (0,164)	0,328*** (0,048)	0,848*** (0,263)	0,186*** (0,061)	0,639*** (0,216)	0,272*** (0,067)	0,84*** (0,266)	0,458*** (0,112)
<i>Recursos educ. em casa</i>	1,324 (2,24)	5,77*** (0,9)	4,805 (3,945)	3,136*** (1,077)	3,053 (2,884)	6,322*** (1,232)	-1,133 (5,482)	7,755*** (2,479)
<i>Tamanho da escola</i>	0,03*** (0,007)	0,007** (0,003)	0,013** (0,005)	0,004* (0,002)	0,03*** (0,007)	0,007** (0,003)	0,045*** (0,014)	0,009 (0,006)
<i>Razão Estudante/Professor</i>	-1,297*** (0,43)	-0,3*** (0,113)	-0,381 (0,417)	-0,272*** (0,089)	-1,589*** (0,534)	-0,311*** (0,12)	-1,49*** (0,489)	-0,3* (0,178)
<i>Razão Comput/Estud</i>	2,265 (9,563)	33,084** (16,327)	9,406 (8,653)	0,904 (7,695)	2,362 (11,923)	22,223 (13,671)	-3,593 (13,364)	86,472** (36,84)
<i>Escassez: prof.</i>	13,993 (12,221)	-1,72 (3,573)	23,63** (11,461)	2,284 (3,225)	14,524 (13,87)	-0,245 (3,831)	3,044 (21,368)	-7,319 (6,423)
<i>Escassez: mat. instrução</i>	-12,366 (13,296)	-0,204 (3,715)	-2,04 (11,647)	2,127 (3,256)	-19,439 (16,267)	-0,904 (3,921)	-12,154 (15,185)	-0,25 (6,923)
<i>Objetivos da escola</i>	-1,98 (5,042)	6,27*** (2,066)	3,227 (5,411)	4,563** (2,154)	-3,693 (5,41)	5,112** (2,045)	-9,095 (8,34)	9,607*** (3,601)
<i>Agrupamento</i>	2,005 (14,687)	-9,014* (5,265)	20,466 (15,552)	-6,106 (4,128)	12,906 (15,277)	-4,854 (5,131)	-29,529 (24,889)	-15,547 (9,924)
<i>Acompanhamento</i>	5,171 (10,482)	2,536 (4,412)	4,341 (15,693)	1,981 (4,29)	-0,079 (12,404)	4,082 (4,996)	16,902 (14,017)	0,644 (7,423)
<i>Intercepto</i>	385,94*** (35,466)	401,74*** (9,176)	211,07** (94,066)	309,79*** (8,417)	402,775*** (43,087)	398,766*** (9,655)	527,803*** (36,522)	495,066*** (18,165)
<i>R2</i>	0,372	0,269	0,145	0,078	0,256	0,175	0,187	0,116
<i>N</i>	1700	9350	1700	9350	1700	9350	1700	9350

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012. Erros-padrão robustos estimados por cluster de escola entre parênteses. *** Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. * Significativo a 10%.

As estimativas da Tabela 5 são, por diversas vezes, consistentes com os achados de Duncan e Sandy (2007), no caso de regressões à média dos dados de estudantes estadunidenses e Moraes e Beluzzo (2014) no caso dos quantis condicionais de estudantes brasileiros. Sobre o sexo do estudante, por exemplo, Moraes e Belluzo (2014) mostram que homens pontuam melhor em Matemática, tanto em escolas públicas quanto escolas privadas, sendo que o efeito do sexo do estudante pode aumentar ainda mais as disparidades em Matemática, à medida que aumenta o desempenho dos estudantes em escolas privadas nos quantis. Além disso, esses autores também constatam que o efeito repetência tem importância negativa nos dois tipos de escola, entretanto, as magnitudes desses efeitos tendem a ser maior em escolas privadas.

2.4.4 Fatores que explicam o *gap* de desempenho em Matemática entre estudantes de escolas privadas e públicas

Como visto na subseção inicial dos resultados, a diferença média entre estudantes de escolas privadas e públicas no Brasil em pontuações de Matemática é em torno de 84 pontos, que equivale a quase três anos letivos de atraso, segundo os organizadores da avaliação. Foi verificado que essa diferença pode ser ainda maior dependendo do ponto da distribuição de desempenho. Por exemplo, o *gap* bruto entre estudantes na cauda superior da distribuição das pontuações de Matemática é superior a 103 pontos. A questão levantada nessa e em outras pesquisas associadas ao tema consiste em tentar explicar quais fatores responsáveis por essas diferenças e, mais recentemente, se esses fatores têm a mesma importância dependendo do ponto da distribuição do desempenho educacional. Conforme mencionado anteriormente, a abordagem utilizada neste estudo decompõe essa diferença entre os dois tipos de escola em dois componentes. O resultado dessa decomposição mostra o quanto da diferença é explicado pelas diferenças nas características observadas e o quanto é atribuída a fatores não observados. Além disso, a contribuição de cada característica ou conjunto de características pode ser verificada dentro desses dois componentes. A decomposição do *gap* de desempenho entre estudantes de escolas privadas e públicas foi realizada tanto para média condicional dos dados quanto para quantis incondicionais da distribuição.

A decomposição agregada para média e quantis incondicionais para o desempenho em Matemática é reportada nos Gráficos 2 e 3, respectivamente. Para a média condicional dos dados, o componente explicado possui maior participação sobre o *gap*, 47 pontos (56,2%). Esses resultados sugerem que a principal fonte da desigualdade educacional entre escolas privadas e públicas pode estar associada à diferença nos insumos observados. No caso da

média, qualquer tentativa que objetive reduzir o *gap* entre os dois tipos de escolas perpassa uma distribuição mais igualitária dos insumos educacionais. Esses resultados também são observados em Duncan e Sandy (2007) sobre o *gap* de escolas privadas e públicas nos Estados Unidos, contudo, esse componente é mais relevante para explicar o *gap* entre escolas privadas e públicas em países desenvolvidos do que em países em desenvolvimento, como o Brasil. Isso porque o componente explicado estimado por Duncan e Sandy (2007) exprime uma contribuição relativa mais expressiva do que a encontrada nas estimativas aqui mostradas para o caso brasileiro. Em países como o Brasil, o papel dos aspectos intangíveis, ou fatores não explicados, podem ser até tão importantes quanto os aspectos mensuráveis.

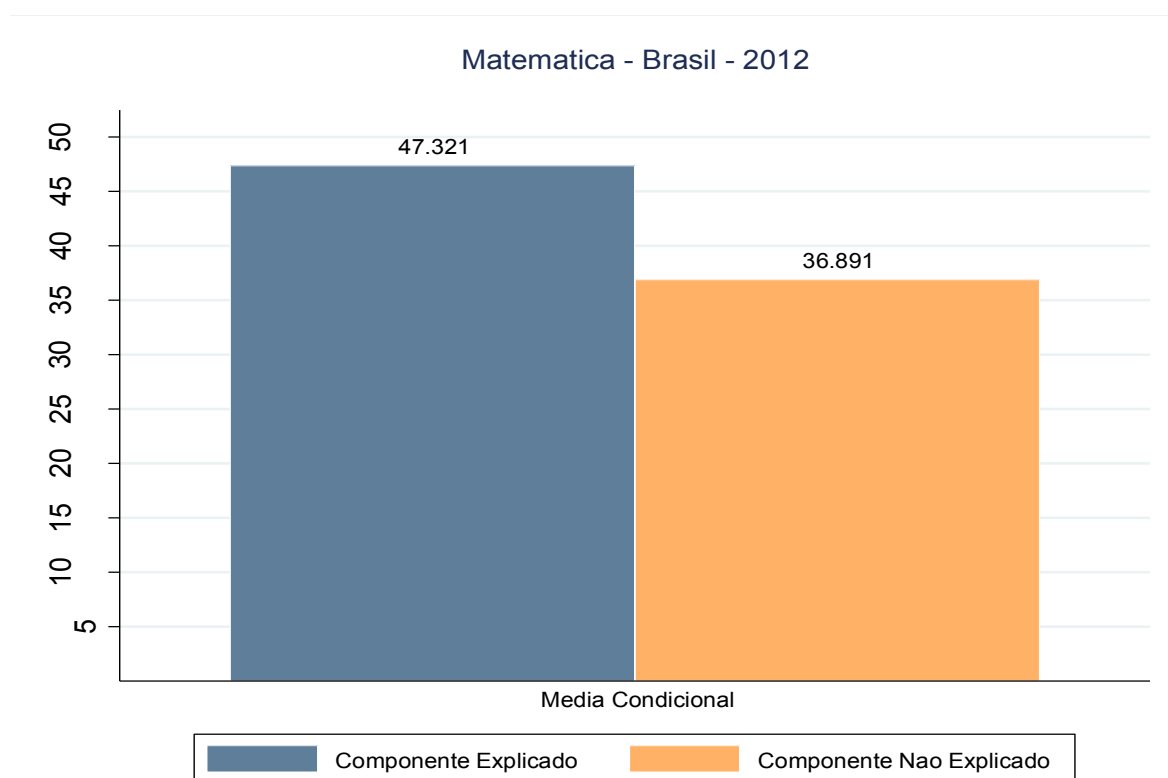


Gráfico 2 – Decomposição agregada da diferença média em pontuações de Matemática – Brasil 2012

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012.

Visto que os atributos dos estudantes influenciam o desempenho educacional de modo distinto na distribuição, espera-se que os componentes, explicado e não explicado, tenham pesos diferentes em relação à média. O Gráfico 3 mostra a contribuição desses fatores nos quantis incondicionais da distribuição de desempenho em Matemática. Os resultados, entretanto, sugerem que o componente explicado em todos os pontos da distribuição de desempenho supera a importância do componente não explicado para explicar o *gap* em

Matemática, conforme mostra o Gráfico 3A. Percebe-se, contudo, que a importância relativa do componente explicado se reduz no curso da distribuição de desempenho. A contribuição das diferenças nos atributos entre estudantes de escolas privadas e públicas cai de 65% entre os de baixo desempenho (Q10) para 55% entre os estudantes de maior desempenho (Q90). Ressalta-se, com efeito, que maior parte do *gap* entre escolas privadas e públicas no Brasil é explicada por diferenças nos atributos dos estudantes, contudo esse componente é ainda mais importante para os que possuem baixo desempenho, conforme se observa no Gráfico 3B. As estimativas de erros-padrão dos dois componentes, porém, se sobrepõem em toda a distribuição de desempenho. Essa pode sinalizar que as diferenças entre os dois componentes não sejam estatisticamente significantes.

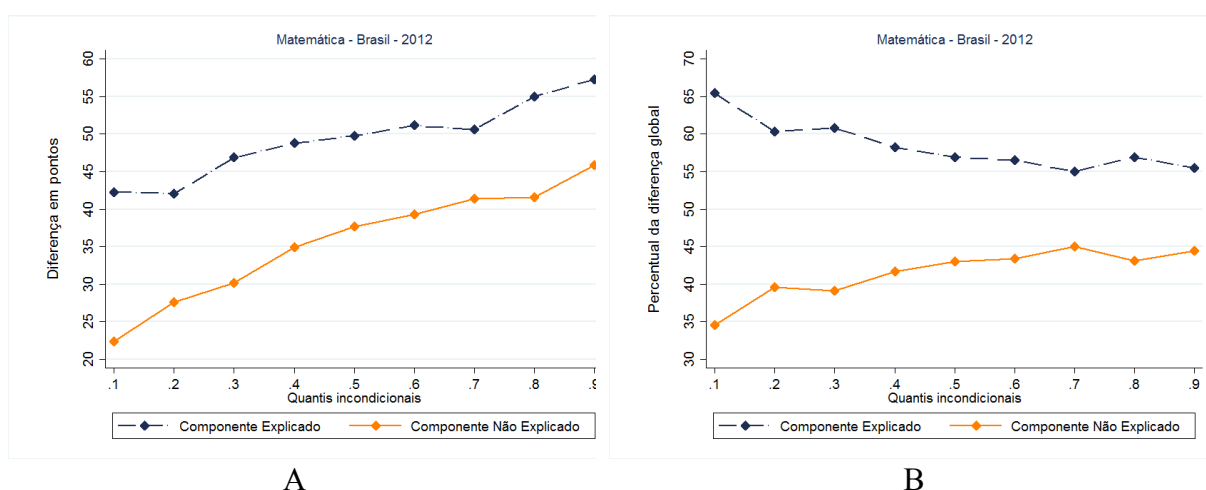


Gráfico 3 – Decomposição agregada da diferença em pontuações de Matemática segundo os quantis da distribuição – Brasil 2012

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012.

Ademais, o efeito do componente não explicado pode ser interpretado como um efeito tratamento, em que o tratamento é estudar em escola privada. Neste ensaio, o componente não explicado mede a mudança esperada no desempenho médio do grupo de estudantes de escolas públicas, caso eles tivessem os coeficientes dos estudantes de escolas privadas. Em outras palavras, o componente não explicado indica o ganho (positivo ou negativo), em termos de pontuação, de um estudante com características médias de um estudante de escola pública caso ele frequentasse uma escola privada. Os resultados se mostram positivos e significativos para o componente não explicado em todos os pontos da distribuição de desempenho, ou seja, independentemente da performance do estudante em Matemática, colocá-lo em uma escola privada aumentaria sua pontuação, sendo esse aumento ainda maior, em termos de pontos, para estudantes com alto desempenho. Em geral, isso

ocorre porque a capacidade de um estudante educado em escolas privadas em converter seus atributos, observáveis ou não, no agregado é superior à de estudantes que são educados em escolas públicas, permitindo que a mudança de setor possibilite benefícios àqueles estudantes com características de estudantes de escolas públicas (GRÁFICO 3). Tais resultados sugerem que seria vantajoso, em termos de desempenho educacional, adotar políticas que incentivassem o acesso de estudantes de escolas privadas. O sistema de *vouchers*, por exemplo, permite que estudantes de escolas públicas frequentem escolas privadas por meio de um cupom. O efeito de uma política baseada em cupons educacionais foi estimado por Lamarche (2008). O autor mostra que um sistema de *voucher* aplicado nos Estados Unidos, de fato, amplia o desempenho dos estudantes com alta performance, mas reduz o desempenho dos estudantes com baixa performance.

Os resultados aqui mostrados, em partes, também seguem ao encontro dos achados de Moraes e Belluzzo (2014) e Oliveira, Belluzzo e Pazello (2009). Ambos os estudos, por meio de decomposições quantílicas condicionais, mostram que se estudantes de baixa performance que foram educados em escolas públicas tivessem os coeficientes de escolas privadas, eles alcançariam desempenho ainda piores. Essas divergências em relação aos resultados aqui encontrados podem estar associadas a diferenças nas abordagens utilizadas nesses trabalhos e neste estudo. Esses autores adotam procedimentos de decomposição baseados em regressões quantílicas condicionais. Isto é, o desempenho estimado é condicionado às características dos estudantes em determinado quantil de desempenho. Já os resultados aqui expressos se referem a estudantes com características médias da população, mas que estão em pontos distintos da distribuição de desempenho. Por outro lado, Moraes e Belluzzo (2014) mostram que estudantes de alta performance ampliariam seus desempenhos em Matemática. Além disso, os resultados apresentados pelos autores sugerem que o componente explicado é responsável por explicar grande parte do diferencial entre os alunos da rede privada e pública no desempenho de Matemática, resultados que estão em conformidade com os achados aqui expressos.

Até agora, as análises foram realizadas com base nas decomposições agregadas dos diferenciais de desempenho entre escolas privadas e públicas. Pode-se, no entanto, estar interessado em saber quanto que cada variável ou grupo de características contribuem ao *gap* entre as duas redes de ensino. Para entender essas questões, a abordagem utilizada permite realizar decomposições detalhadas de cada característica ou conjunto delas dentro do componente explicado e não explicado. Decomposições detalhadas que expliquem o *gap* entre escolas privadas e públicas nos Estados Unidos foram realizadas por Duncan e Sandy (2007).

No caso brasileiro, observam-se os estudos de Moraes e Beluzzo (2014) e Oliveira, Beluzzo e Pazella (2009). No primeiro caso, apesar de detalhar a contribuição de cada característica, os resultados extraídos são obtidos apenas para média negligenciando que os fatores podem contribuir ao *gap* de modo distinto em variados pontos da distribuição. Os outros dois estudos tentam superar essa limitação, trazendo decomposições detalhadas ao longo da distribuição. A abordagem adotada nesses estudos, no entanto, não permite extrair informações detalhadas dentro do componente não explicado. Como observado nos resultados há pouco informados, o *gap* entre escolas públicas e privadas no Brasil é atribuído, em grande parte, à diferenças nos fatores observáveis, sendo que a contribuição desse componente para explicar o *gap* se reduz ao longo dos quantis. Ressalta-se a importância do componente não explicado cuja importância tende a aumentar em quantis mais elevados. Verificar como cada característica (ou subgrupos de características) contribui dentro do componente não explicado em distintos pontos da distribuição pode trazer informações valiosas ao debate, sendo essa a principal contribuição desta pesquisa.

A Tabela 6 reporta-se à contribuição detalhada para cada característica, ou conjunto de fatores, para explicar o *gap* no desempenho em Matemática entre escolas privadas e públicas no Brasil. Além dos resultados para média condicional dos dados, também são oferecidos resultados para os 10%, 50% e 90% da distribuição incondicional do desempenho em Matemática. Também é possível observar a decomposição agregada do diferencial de desempenho entre as duas redes na Tabela 6. A soma entre o componente explicado e o não explicado é exatamente igual à diferença observada entre os dois grupos. Já a contribuição de um conjunto de características é obtida pela soma das contribuições individuais de cada característica desse conjunto; e a soma das contribuições de cada conjunto de características resulta no componente agregado da decomposição. Para os estudantes com menor performance (Q10), por exemplo, o hiato entre escolas privadas e públicas foi de 64,602 (ver Tabela 1, anteriormente) em que 42,259 pontos são atribuídos às diferenças nas características entre os dois grupos e 22,343 pontos atribuídos a diferenças nos coeficientes, isto é, a fatores não observáveis. Portanto, a diferença em fatores observados é relativamente mais importante para explicar o *gap* entre estudantes com baixo desempenho, 65,4% (42,259/64,602). Essa participação, contudo, se reduz nos os quantis: por exemplo, para estudantes com desempenho mediano (56,9%) e alto desempenho (55,5%). Consequentemente, o componente não explicado passa a ter importância relativa crescente nos quantis.

Tabela 6 - Decomposição detalhada da diferença em pontuações de Matemática, segundo os quantis incondicionais da distribuição de desempenho – Brasil – 2012

	Explicado				Não Explicado			
	Média	Q10	Q50	Q90	Média	Q10	Q50	Q90
Diferença agregada	47,32***	42,259***	49,749***	57,263***	36,891***	22,343	37,642***	45,894***
Individuais	(11,526)	(14,901)	(12,977)	(21,074)	(8,969)	(15,325)	(10,996)	(15,546)
	13,78***	13,439***	14,053***	15,013***	-10,158**	-15,011	-11,242*	-9,465
	(2,69)	(4,023)	(3,08)	(3,791)	(3,999)	(9,235)	(6,002)	(12,525)
Feminino	0,808	0,449	0,897	1,233	-2,729	-1,286	-4,735	-5,153
	(0,533)	(0,383)	(0,608)	(0,865)	(2,327)	(5,077)	(3,807)	(6,966)
Grau 8	3,159***	5,177*	3,217***	2,146***	-1,33	-3,98	-1,122	-0,311
	(0,928)	(2,649)	(0,918)	(0,786)	(0,993)	(3,145)	(0,979)	(0,917)
Grau 9	2,229*	2,804	2,55*	1,641	-2,005**	-4,946*	-2,328	0,209
	(1,179)	(1,788)	(1,395)	(1,04)	(1,004)	(2,873)	(1,543)	(1,85)
Grau 10	3,089***	2,274	3,297**	4,271**	-0,217	-3,007	-0,471	1,493
	(1,125)	(1,56)	(1,425)	(1,98)	(2,94)	(5,122)	(4,145)	(6,076)
Grau 12	0,031	0,051	0,054	-0,001	-0,327	0,416	-0,046	-1,261
	(0,089)	(0,126)	(0,16)	(0,12)	(0,41)	(0,26)	(0,482)	(0,989)
Repetência	4,465***	2,684	4,039**	5,723***	-3,551	-2,208	-2,541	-4,44
	(1,307)	(2,504)	(1,907)	(2,081)	(2,272)	(5,013)	(3,707)	(3,892)
Background Familiar	31,529***	33,597**	31,013***	38,268***	67,545**	98,114	60,989	50,37
	(7,637)	(13,636)	(8,915)	(11,569)	(33,059)	(91,429)	(40,351)	(39,881)
Isced 1/2 (mãe)	-8,374	-17,46	-5,397	-4,792	9,774	21,239	6,167	5,893
	(7,859)	(25,407)	(9,743)	(9,116)	(10,98)	(35,369)	(13,661)	(12,9)
Isced 3/4 (mãe)	1,192	2,948	0,765	0,419	5,486	18,913	2,284	-1,01
	(1,242)	(3,927)	(1,32)	(1,177)	(7,884)	(26,489)	(9,609)	(9,065)
Isced 5A/5B/6 (mãe)	13,681	26,033	12,072	8,967	4,218	9,208	4,219	1,314
	(8,613)	(28,938)	(10,555)	(10,532)	(3,296)	(11,045)	(4,076)	(4,195)
Isced 1/2 (pai)	-9,998	-9,322	-12,243	-7,695	14,305	13,463	16,396	10,236
	(6,09)	(15,733)	(8,27)	(7,293)	(9,622)	(25,043)	(13,103)	(11,716)
Isced 3/4 (pai)	2,338	2,167	2,827	1,627	7,614	7,485	8,627	4,5
	(1,726)	(4,384)	(2,237)	(1,835)	(6,416)	(18,422)	(8,3)	(7,666)
Isced 5A/5B/6 (pai)	14,356**	6,866	16,437*	20,887**	5,765**	3,244	6,24*	7,394**
	(6,81)	(19,2)	(9,144)	(8,645)	(2,759)	(7,932)	(3,719)	(3,623)
Maior status ocup. dos pais	17,619***	19,766***	14,9**	19,467***	16,742**	25,928**	14,378	14,764
	(4,651)	(7,278)	(5,962)	(7,355)	(7,635)	(12,126)	(10,117)	(12,778)
Recursos educ. em casa	0,716	2,599	1,651	-0,613	3,641	-1,366	2,678	7,279
	(1,405)	(2,488)	(1,813)	(3,438)	(2,243)	(3,839)	(2,905)	(5,561)
Recursos da escola	2,114	-3,307	6,125	1,189	-7,468	15,241	-18,34	-9,974
	(8,893)	(7,321)	(10,931)	(11,186)	(18,384)	(14,099)	(22,174)	(24,478)
Tamanho da escola	-6,055	-2,6	-5,986	-9,062	24,48***	9,242	23,863**	38,476**
	(4,025)	(2,077)	(4,029)	(6,409)	(9,015)	(7,204)	(9,466)	(18,099)
Razão Est./Prof	7,178	2,109	8,792	8,248	-28,498*	-3,121	-36,522**	-34,048**
	(4,412)	(2,937)	(5,443)	(5,067)	(14,604)	(14,003)	(18,032)	(16,957)
Razão Comp./Est,	0,826	3,43	0,861	-1,31	-4,452	1,228	-2,869	-13,011**
	(4,044)	(3,768)	(5,045)	(5,675)	(2,855)	(1,814)	(2,792)	(5,9)
Escassez: professores	-4,117	-6,952	-4,274	-0,896	7,431	10,094	6,984	4,901
	(4,285)	(4,272)	(4,858)	(7,32)	(6,91)	(6,491)	(7,814)	(12,075)
Escassez: mat. Instrução	4,282	0,706	6,731	4,208	-6,428	-2,203	-9,797	-6,292
	(5,431)	(4,719)	(6,721)	(6,179)	(8,367)	(7,326)	(10,176)	(9,954)
Práticas da escola	-0,102	-1,471	-1,443	2,794	2,771	22,725	2,225	-17,774
	(1,997)	(3,07)	(2,325)	(4,337)	(16,327)	(18,543)	(18,264)	(25,715)
Objetivos da escola	-0,137	0,223	-0,255	-0,629	-8,593	-1,392	-9,172	-19,481*
	(0,506)	(0,799)	(0,76)	(1,551)	(6,451)	(6,882)	(6,868)	(10,766)
Agrupamento	-0,184	-1,877	-1,184	2,709	9,196	22,175	14,821	-11,669
	(1,571)	(2,346)	(1,917)	(3,517)	(14,817)	(15,409)	(15,339)	(25,353)
Acompanhamento	0,218	0,183	-0,003	0,714	2,168	1,941	-3,423	13,376
	(0,599)	(0,872)	(0,642)	(1,187)	(10,585)	(15,335)	(12,468)	(14,607)
Intercepto					-15,8	-98,726	4,009	32,737
					(42,013)	(109,222)	(50,756)	(45,792)

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012. Erros-padrão robustos estimados por cluster de escola entre parênteses. *** Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. * Significativo a 10%.

O componente explicado para estudantes com baixo desempenho é obtido somando-se a contribuição da contribuição conjunta das características individuais (13,439 pontos), do *background* familiar (33,597 pontos), dos recursos da escola (- 3,307 pontos) e das práticas da escola (-1,471). Assim, diferenças nas características da família e individuais dos estudantes possuem participações expressivas para explicar o *gap* na cauda inferior da distribuição, enquanto que diferenças nos atributos da escola parecem contribuir pouco.²⁶

Especificamente, diferenças entre o *status* ocupacional dos pais de estudantes de escolas privadas e públicas, bem como diferenças nas proporções de estudantes com pais e mães de alta escolaridade parecem ser os fatores que mais contribuem dentro do componente explicado, bem como sobre o *gap* total. A importância relacionada à alta escolaridade dos pais, no entanto, tem o efeito minimizado quando se considera, também, o efeito das diferenças nas proporções de estudantes com pais de baixa escolaridade. O *status* ocupacional dos pais possui importante contribuição sobre *gap*. No caso da média, o *gap* total em razão dessa característica é de 34,4 pontos, sendo 17,6 pontos dessa diferença explicada pelo fato de os estudantes de escolas privadas possuírem pais com melhores *status* ocupacional do que estudantes de escolas públicas e 16,8 pontos são explicados porque estudantes educados em escolas privadas possuem capacidade maior de converter esse atributo em pontuações de Matemática do que estudantes de escolas privadas. Mantendo-se tudo constante, isso significa que os estudantes de escolas privadas poderiam pontuar até 17,6 pontos a menos caso tivessem o mesmo nível de *status* ocupacional dos pais de estudantes de escolas públicas, enquanto que os estudantes de escolas públicas pontuariam até 16,8 pontos a mais, caso fossem educados em escolas privadas. Como se observa, o componente explicado dessa característica possui relativamente a mesma importância que o componente não explicado para explicar o *gap* total devido, exclusivamente, a essa característica, no caso da média, e permanece contribuindo relativamente semelhante independentemente do quantil analisado. Quando se observa, porém, a contribuição do componente explicado em relação ao *gap* total, nota-se que as diferenças nas características médias do *status* ocupacional dos pais parecem ser mais importantes para estudantes com baixo desempenho, 30,6% (= 19,766/64,602), do que para estudantes com alto desempenho, 18,9% (= 19,467/103,157).

O efeito do componente não explicado parece ter uma participação mais efetiva no topo superior da distribuição do que no inferior. Isso ocorre porque o efeito desse componente para característica observadas e não observadas, ou conjunto delas, se comporta inversamente

²⁶ A importância relativa das diferenças nas características de *background* familiar sobre o *gap* médio de escolas privadas e públicas nos Estados Unidos, por exemplo, é observada por Ducan e Sandy (2007).

na explicação do *gap* total nos extremos da distribuição. Por exemplo, entre os estudantes de menor desempenho, somando-se o componente não explicado atribuído às características individuais (-15,011), ao *background* familiar (98,114), aos recursos físicos e humanos da escola (15,241) e às práticas da escola (22,725), observa-se que, juntos, explicam até 187% do *gap* entre escolas privadas e públicas no quantil inferior. Isto é, no agregado, a capacidade que estudantes de escolas públicas com baixo desempenho possuem para converter seus atributos observáveis em pontuações de teste é inferior ao de estudantes de escolas privadas, fazendo com que os estudantes de escolas públicas aumentassem suas pontuações em até 187%, caso esses estudantes tivessem os coeficientes dos estudantes de escolas privadas. Essa capacidade, no entanto, é compensada negativamente pelo efeito do intercepto (-98,726) que explicaria uma redução no desempenho dos estudantes de escolas públicas em até -152% do *gap* entre as escolas nesse quantil. Segundo Lounkaew (2013), a diferença entre os interceptos captura a diferença nos desempenhos médios que independem das características incluídas na regressão e pode ser interpretada como uma diferença pura de performance causada pelas características não mensuradas do estudante, da família e da escola. Por essa razão, o componente explicado, no agregado, passa a ter uma importância maior do que o componente não explicado nesse quantil.

No agregado, o efeito do componente não explicado em razão de a características incluídas na regressão, é positivo para o *background* familiar, sugerindo que, se os estudantes de escolas públicas tivessem os mesmos coeficientes de escolas privadas associadas ao *background* familiar, aumentariam seus desempenhos, independentemente do quantil analisado. A influência desse conjunto de características, no entanto, entre os estudantes de maior desempenho é menor relação a influência exercida pelo mesmo componente a estudantes de baixo, mediano e médio desempenho. Além disso, estudantes de escolas públicas com alto desempenho denotam uma capacidade maior de converter atributos das características individuais, dos recursos e práticas da escola, no agregado, do que estudantes de escolas privadas. Isto é, ao passo que características do *background* familiar ampliariam o desempenho do estudante de escola pública em até 50,37 pontos, o retorno negativo das demais características em conjunto reduziria esse efeito a 13,2 pontos. Nesse sentido, o efeito do componente não explicado associado às características não observadas do aluno, da família e da escola (efeito do intercepto) desempenha relevante papel na explicação do *gap* total entre escolas privadas e públicas (31,7%), aproximadamente.

Duncan e Sandy (2007), entretanto, mostram que o efeito do componente não explicado associado, às características da família, é negativo no caso da média, sugerindo que

no agregado a esses fatores os estudantes de escolas públicas reduziriam seu desempenho caso tivessem os mesmos retornos que os estudantes de escolas privadas possuem em relação ao *background* familiar. Segundo os autores, esse resultado poderia estar associado a retornos decrescentes, uma vez que estudantes de escolas privadas possuem mais das características associadas com melhor desempenho, mas retornos menores; contudo, no caso brasileiro expressado aqui, esse argumento parece não ser válido para estudantes com baixo rendimento, uma vez que, no agregado, os coeficientes dos estudantes de escolas públicas são maiores do que estudantes de escolas privadas. Já no caso dos estudantes com alto desempenho, esse argumento não seria válido em resposta às mudanças do *background* familiar.

2.5 Conclusões

Diferenças de desempenho dos estudantes de escolas privadas e públicas no Brasil têm aumentado nos últimos anos. Na última avaliação do PISA, por exemplo, a diferença média entre os dois tipos de escolas foi superior a 90 pontos, o que representa um atraso educacional equivalente a três anos de aprendizado. Em tais circunstâncias, este estudo buscou analisar o efeito da escola privada, bem como os fatores que mais contribuem para explicar o *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas. Apesar de a hipótese de viés de seleção sobre variáveis observáveis quanto à escolha do tipo de escola não ser corrigida neste estudo, os resultados obtidos por meio das regressões RIF, combinadas a métodos usuais de decomposição, contribuem para a questão dos diferenciais de desempenho entre os dois tipos de escola. Os efeitos foram estimados ao longo dos quantis incondicionais da distribuição das pontuações dos estudantes brasileiros no PISA, especialmente na área de Matemática, em que o *gap* é mais acentuado.

Por meio das estimativas expressas, conclui-se que o efeito positivo das escolas privadas sobre o desempenho dos estudantes é positivo e significativo, mesmo quando controlado por características individuais, do *background* familiar e da escola. Apesar de esse efeito ser decrescente à medida que controles são adicionados ao modelo, o efeito positivo continua significativo, sobretudo para estudantes com performance mediana. Ademais, diferenças nas características observadas - fatores tangíveis – entre os estudantes de escolas privadas e públicas contribuem significativamente para explicar o *gap* de desempenho entre os dois setores, principalmente para aqueles que possuem baixo, mediano e médio desempenho do que para estudantes de alto desempenho. A participação dos fatores não observados aumenta no decorrer da distribuição de desempenho. Diferenças no *background*

familiar são, entretanto, os fatores que mais pesam sobre o *gap* atribuído a diferenças do componente explicado. Por outro lado, as diferenças observadas entre os estudantes de escolas privadas e públicas com alta performance tendem a ser explicadas em maior proporção pelas diferenças em fatores não observados associados às características individuais, do *background* familiar e da escola que não foram incluídos nas regressões.

Tais implicações convergem favoravelmente para a políticas de *voucher*, em que os pais dos estudantes recebem um cupom de financiamento da educação do seu filho, permitindo matriculá-lo em escolas privadas. Esses resultados, entretanto, desconsideram os custos associados a esse tipo de política, sejam eles éticos ou econômicos. Por exemplo, uma implementação parcial de uma política de cupons educacionais teria que privilegiar determinado grupo de estudantes em detrimento de outros. Além disso, os custos associados a essa política podem onerar ainda mais os gastos governamentais em educação e, conseqüentemente, reduzir a competitividade, via qualidade, entre as escolas por novos alunos.

Já os resultados da decomposição dos diferenciais mostram ainda que as diferenças entre os fatores não observados podem ser tão importantes quanto as diferenças em fatores observáveis, especialmente para estudantes com alta performance. Para estudantes de baixa e média performance, por exemplo, uma política que equiparasse as pessoas em termos de recursos, principalmente nos antecedentes familiares, poderia reduzir os diferenciais entre os dois tipos de escolas em maior proporção do que equiparar os aspectos intangíveis. Por outro lado, políticas que influenciem aspectos não observáveis das famílias e escolas, como motivação, liderança, gestão e autonomia, percepção, participação dos pais, entre outras, seriam mais importantes para reduzir o *gap* de desempenho entre estudantes de escolas privadas e públicas com alta performance. Pesquisas que busquem relações cada vez mais causais dos aspectos considerados intangíveis para explicar o *gap* entre os estudantes de escolas privadas e públicas podem ampliar as contribuições para esse tema.

3 CAPITULO 2: DESIGUALDADES DE OPORTUNIDADES EDUCACIONAIS E GAP DE DESEMPENHO ENTRE ESCOLAS PRIVADAS E PÚBLICAS

3.1 Introdução

A corrente de pensamento sobre justiça igualitária tem chamado atenção para o papel das desigualdades de oportunidades, sugerindo que nem toda desigualdade pode ser considerada injusta. Das pessoas com as mesmas características, mas que exercem distintos níveis de esforço em uma determinada atividade deveriam ser recompensados de modo distinto, “premiando” melhor aquele que exerceu maior nível de esforço. A diferença entre os prêmios deve ser considerada eticamente aceitável, uma vez que o esforço exercido por eles é de responsabilidade individual. Por outro lado, se duas pessoas exercem o mesmo nível de esforço, qualquer desigualdade no “prêmio” que for explicada por fatores fora da responsabilidade do indivíduo – conhecidos como circunstâncias - é considerada eticamente ofensiva ou injusta e, portanto, deveria ser compensada pela sociedade. Essa desigualdade injusta é conhecida como desigualdade de oportunidades. Assim, pesquisadores propõem uma série de opções, paramétricas e não paramétricas²⁷, para mensurar empiricamente a desigualdade de oportunidades e aplicada a distintas variáveis de resultado.²⁸

Estudos recentes têm investigam a desigualdade de oportunidades em educação, (por exemplo, Barros *et al.* (2009) e Carvalho e Waltenberg (2015) sobre acesso à educação; Asadullah e Yalonetzky (2012) sobre anos de escolaridade; Diaz (2010, 2012), Ferreira e Gignoux (2014), Gamboa e Waltenberg (2012) e Gamboa e Londoño (2015), sobre o desempenho dos estudantes em pontuações de testes; Ersado e Gignoux (2017) e Gamboa e Waltenberg (2015), combinando a desigualdade de oportunidades no acesso e desempenho). Embora lancem luz sobre a desigualdade de oportunidades educacionais em diferentes países,²⁹ poucos relacionam a desigualdade de oportunidades educacionais às questões econômicas e/ou educacionais.³⁰Ferreira e Gignoux (2014) e Idzalika e Bue (2016) são exemplos de estudos recentes que tentam relacionar a desigualdade de oportunidades educacionais em pontuações de testes sobre desempenho médio, PIB *per capita*, gastos educacionais da educação primária e taxa de matrículas do ensino fundamental. Apesar desses

²⁷Sobre as abordagens paramétricas, ver Barros *et al.* (2009); Bourguignon, Ferreira e Menendez (2007); Ferreira e Gignoux (2011, 2014). Sobre as abordagens não paramétricas, ver Checchi e Peragine (2010); Lefranc, Pistolesi e Trannoy (2009).

²⁸Renda, acesso a crédito, saúde e educação e escolaridade medida em anos de estudo ou desempenho escolar em pontuações de testes.

²⁹Esses estudos, em geral, diferem quanto à escolha da variável de resultado, à abordagem de estimação e ao conjunto de circunstâncias.

³⁰No campo da desigualdade de oportunidades de renda, evidências empíricas encontram relações negativas com crescimento econômico em países desenvolvidos. Ver, por exemplo, Marrero e Rodríguez (2013).

esforços, a relação entre desigualdades de oportunidades educacionais e *gap* de desempenho educacional entre escolas privadas e públicas ainda é uma questão que permanece aberta. Esse é um ponto ainda mais importante em países em desenvolvimento como o Brasil, onde a diferença entre os dois tipos de escola é consideravelmente elevada e tem aumentado nos últimos anos em termos de pontuações PISA, mesmo em ambiente de políticas educacionais que ampliaram o gasto público em educação.

Utilizando uma estratégia de painel de estados brasileiros 2006-2015, este estudo estima a relação da desigualdade de oportunidades educacionais em pontuações de testes e o *gap* de desempenho médio no PISA entre escolas privadas e públicas. Adicionalmente, as desigualdades de oportunidades, segundo o tipo de escola, também são estimadas seguindo a abordagem paramétrica de Ferreira e Gignoux (2014). Com relação a esse ponto, deve-se ressaltar que em países em desenvolvimento a escolha por escola privada ou pública é notadamente uma questão de oportunidades, uma vez que o acesso a escolas privadas depende das condições econômicas da família, sendo considerada como uma circunstância da qual os estudantes não possuem qualquer controle.³¹ Mensurar, porém, a desigualdade de oportunidades considerando o tipo de escola como uma circunstância pode não ser adequado para dados do PISA, uma vez que os estudantes avaliados por esse programa são jovens de 15 anos de idade.³² Por exemplo, os pais, percebendo o esforço do filho e resultados escolares, poderiam sentir-se motivados a investir na educação do filho, matriculando-o em escolas privadas, ou o contrário. Essa endogeneidade parece ser ainda mais evidente entre estudantes mais velhos, que podem ser mais propensos a influenciar essa tomada de decisão dos pais. Assim, medidas de desigualdade de oportunidades que consideram o tipo de escola como variável circunstância podem estar capturando uma parcela do efeito do esforço do estudante.

A mensuração da medida de desigualdade de oportunidade segundo o tipo de escola pode trazer implicações significativas, uma vez que pode refletir o nível de desigualdade de oportunidades após o acesso à educação de qualidades distintas. Barros *et al.* (2009), por exemplo, chamam atenção para o fato de que, mesmo em uma situação de igualdade de oportunidades no acesso à educação, grupos distintos podem ser discriminados dentro da escola. Por exemplo, o sistema de *vouchers* pode oferecer as mesmas oportunidades no acesso

³¹ O tipo de escola foi considerado como uma variável circunstância na mensuração da desigualdade de oportunidades de países latino americanos em Gamboa e Waltenberg (2012), mesmo que os autores reconheçam que considerar o tipo de escola como uma variável circunstância socialmente herdada do ponto de vista do aluno não seja consensual.

³² Conforme destacam Idzalika e Bue (2016), é razoável assumir que crianças mais jovens tendem a ser muito mais dependentes das escolhas da família, enquanto, à medida que envelhecem, seus desempenhos e escolhas tendem a ser menos dependentes das escolhas parentais.

à educação de qualidade para estudantes cuja família não apresente condições financeiras de arcar com as mensalidades, no entanto, receberem tratamento diferenciado na escola. Esse contexto tem sido pouco explorado pela literatura, como em Diaz (2012), por exemplo. Assim, além da estimação da relação que a desigualdade de oportunidades possui sobre o *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas, este estudo contribui, ao fornecer estimativas da desigualdade de oportunidades segundo o tipo de escola, considerando a abordagem paramétrica proposta em Ferreira e Gignoux (2014), uma vez que expressa propriedades mais adequadas quando a variável de interesse é padronizada de modo arbitrário, como acontece em pontuações de testes (PISA, PIRLS, TIMMS, Prova Brasil).

Este estudo está organizado em mais cinco seções, além desta introdução. A seção seguinte, por exemplo, evidencia os aspectos teóricos associados ao conceito de desigualdade de oportunidades segundo a concepção de Roemer (1998). A terceira traz alguns achados empíricos sobre a desigualdade de oportunidades educacionais em diversos países desenvolvidos ou não. Na quarta seção, está expressa a estratégia empírica de mensuração da desigualdade de oportunidades e da relação que essa medida de desigualdade possui com o crescimento do *gap* de desempenho entre estudantes de escolas privadas e públicas, bem como a fonte e descrição dos dados utilizados. Por fim, a quinta e sexta seções correspondem aos resultados e considerações finais, respectivamente.

3.2 Aspectos teóricos sobre a desigualdade de oportunidades

A Teoria das (Des)Igualdades de Oportunidades, de Roemer (1998), tenta explicar as razões pelas quais as pessoas oferecem desempenhos econômicos distintos. Diferenças em variáveis de resultados, como, salários, estado de saúde e desempenho educacional, podem ser parcialmente originadas das circunstâncias socialmente herdadas. Desse modo, parcela da desigualdade total em alguma destas variáveis de resultado existe em virtude de fatores que estão fora da responsabilidade das pessoas, como é caso da região de nascimento, o sexo, a raça, a origem familiar, ou seja, elementos socialmente herdados. Por outro lado, essa mesma teoria afirma que a outra parcela é atribuída ao esforço realizado de cada um, ou seja, aspectos que estão sob o controle e podem ser influenciadas por suas decisões, como a opção de migrar, o nível educacional, o tipo de ocupação, entre outras. Barros *et al.* (2009) acentuam que, se em uma sociedade a desigualdade for atribuída às variáveis de circunstâncias, é porque nela existe desigualdade de oportunidades.

Nesse sentido, Roemer (1998) desenvolve um modelo para políticas de igualdade de oportunidades. Considerando esse algoritmo ao caso deste estudo, o modelo teórico apresentado pelo autor considera que uma determinada população N de estudantes avaliados no PISA, em que seus membros podem ser particionados em um conjunto finito de tipos³³ ($t = 1, 2, \dots, T$), isto é, que compartilham das mesmas circunstâncias, em que a fração da população no tipo t é chamada de f^t . Como circunstâncias, este estudo considera sexo, escolaridade dos pais, ocupação dos pais, localidade e *status* de imigração dos pais, como características pelas quais os estudantes não exercem qualquer escolha sobre elas. Suponha-se, também, que existe um *objetivo* pelo qual o planejador intenta equalizar as oportunidades, no caso, o *objetivo* é medido pelas pontuações em testes. Dessa maneira, o resultado que uma pessoa alcançaria para aquele determinado *objetivo* seria dado por uma função de suas circunstâncias, seu *esforço* (e) e a política social (φ), tal como:

$$u^t(e, \varphi) \tag{9},$$

em que, $u^t(e, \varphi)$ representa o resultado médio do *objetivo* de interesse entre todos aqueles do tipo t que exerceram o esforço $e \in \mathbb{R}^+$, quando a política adotada pelo planejador for a φ , dentre o conjunto de políticas sociais Φ . Assume-se que u^t seja monotonamente crescente em e . Sobre o esforço, Roemer (1998) ressalta que o nível de esforço exercido consiste em uma escolha individual, embora seja possível identificar importantes influências das circunstâncias sobre o nível de esforço. Por fim, a distribuição do esforço no tipo t é dada por $G_\varphi^t(\cdot)$.

Dados esses fatores, Roemer (1998) declara que, para se obter a igualdade de oportunidades, o objetivo do planejador seria encontrar uma política que anulasse ao máximo possível o efeito das circunstâncias sobre a variável de resultado (*objetivo*), mas que, por outro lado, permitisse que o resultado fosse sensível ao esforço.³⁴ Como medida do esforço, Roemer (1998) sugere utilizar o *rank* do indivíduo sobre a distribuição do esforço do seu tipo t , isto é:

$$G_\varphi^t(e) = \pi \tag{10},$$

³³Tipos, na concepção de Roemer (1998), referem-se a um conjunto de pessoas que compartilham exatamente das mesmas características. Por exemplo, se um vetor de circunstâncias é composto por características do sexo e status de migração, então, um dos possíveis tipos existentes na população seria composto por mulheres nativas, por exemplo.

³⁴ Roemer (1998) considera o esforço como uma consequência das escolhas individuais e, portanto, as pessoas são responsáveis por isso; no entanto, entende que o esforço não é simplesmente um resultado dessas escolhas, uma vez que circunstâncias podem influenciá-lo.

em vez de utilizar uma medida de esforço bruta que pode receber influência significativa das circunstâncias, por exemplo, horas de estudo. Por meio do *ranking* π dentro do tipo t , é possível julgar a responsabilidade dos indivíduos sobre seu comportamento, visto que eles detêm as mesmas circunstâncias. Assim, ao fazer uma comparação dos graus de esforço entre tipos, a medida de *rank* eliminaria a influência das circunstâncias sobre o esforço bruto. Esse processo é conhecido como *Roemer Identification Assumption (RIA)*.

Dada a suposição de monotonicidade estritamente crescente em e na função (9), o *rank* de indivíduo sobre a distribuição da variável objetivo dentro do seu tipo é exatamente o mesmo do *rank* da distribuição do esforço do seu tipo. Assim, Roemer (1998) define a seguinte função:

$$v^t(\pi, \varphi) = u^t(e^t(\pi), \varphi) \quad (11),$$

em que, $e^t(\pi)$ é o nível de esforço ao π^{th} quantil da distribuição $G_\varphi^t(e^t(\pi)) = \pi$; v^t é uma função inversa da função de distribuição das pontuações em testes, segundo o tipo t , dado a política φ . Portanto, a extensão da desigualdade de oportunidades é dada pela diferença vertical entre as funções v^t ou pela distância horizontal entre as funções de distribuição acumuladas.

Finalmente, Roemer define a política ótima como aquela que não simplesmente torna as funções v^t iguais entre os tipos ao menor nível de desempenho em pontuações de teste, mas a que também impulse a menor função v^t ao máximo possível. Nesse sentido, para Roemer (1998), a política ótima deve assumir uma concepção de uma função max-min, tal que maximize a área abaixo da menor função v^t :

$$\varphi^{Eop} = \max_{\varphi \in \Phi} \int_0^1 \min_t v^t(\pi, \varphi) d\pi \quad (12),$$

em que, φ^{Eop} é a política ótima que equaliza as oportunidades.

Diversos autores explicam o conceito de igualdade de oportunidades. Checchi e Peragine (2010), por exemplo, destacam que o conceito de igualdade de oportunidades está associado à concepção de justiça social, no entanto, o princípio de justiça na visão igualitária de oportunidades não requer que os resultados finais dos indivíduos sejam os mesmos. Segundo os autores, se as oportunidades disponíveis para eles alcançarem os melhores

desempenhos têm sido distribuídas igualmente, então o conceito de justiça não deve ser associado quando o resultado individual é resultante de uma escolha particular do indivíduo entre as opções disponíveis, por exemplo, a escolha de um determinado tipo de ocupação que oferece uma remuneração inferior em relação a outro tipo.

Segundo Roemer (1998), as pessoas devem ser responsabilizadas apenas pelo nível de esforço exercido em comparação com aquelas de características idênticas. Em uma situação de igualdade de oportunidades deveria prevalecer uma situação em que a distribuição de uma variável de resultado, por exemplo, o desempenho educacional é independente das variáveis de circunstância. Com efeito, a diferença nos resultados entre dois indivíduos semelhantes é atribuída a níveis de esforços distintos e, portanto, essa desigualdade é considerada como justa, visto que eles escolhem o nível de esforço que exercem. Se duas pessoas exercem o mesmo nível de esforço, a desigualdade no desempenho observado entre elas decorre de características ou tipos diferentes, o que para Roemer (1998) consiste em uma medida de desigualdade injusta.

Já Barros *et al.* (2009) afirmam que a definição da visão igualitária de Roemer sobre igualdade de oportunidades supõe que uma sociedade possui oportunidades iguais quando as diferenças dos resultados finais entre pessoas não estão estatisticamente associadas às variáveis de circunstâncias, seja em uma forma direta e indireta. Isto é, quando as circunstâncias também não afetam as escolhas delas.

De modo simplificador, Figueirêdo, Nogueira e Santana (2014) exemplificam o conceito de igualdade de oportunidades. Considerem-se duas pessoas, A e B. Ambos denotam as mesmas circunstâncias (mesmo conjunto de oportunidades, por exemplo, mesma família, frequentaram as mesmas escolas, são do mesmo sexo e raça e decidem trabalhar na mesma profissão). A pessoa A decide trabalhar pesado e investe menos tempo ao lazer, enquanto a pessoa B faz o contrário. Assim, a desigualdade de rendimento observada entre os dois agentes, oriunda de suas escolhas, não é considerada um problema social para os igualitários de oportunidades e, portanto, seria justo recompensar mais a pessoa A. Se A e B, no entanto, pertencerem a famílias com níveis sociais diferentes e a restrição orçamentária da família de B lhe impede que tenha acesso às mesmas oportunidades que A teve em sua formação, mas que no mercado de trabalho exercem o mesmo nível de esforço. Assim, qualquer desigualdade observada sobre os rendimentos é considerada injusta para a teoria da igualdade de oportunidades. Os autores destacam os dois princípios em que a literatura de oportunidades se baseia. O primeiro é o princípio da recompensa natural e o segundo o princípio da compensação. Em outras palavras, no primeiro caso, a pessoa A deve ser recompensado pelo

esforço maior exercido e, no segundo caso, B deve ser compensado pela sociedade devido às circunstâncias.

Utilizando o exemplo dado por Barros *et al.* (2009) para povos indígenas e não indígenas, uma política baseada no conceito igualitário de Roemer para reduzir desigualdade no resultado de interesse, deveria de algum modo melhorar os retornos dos grupos menos favorecidos, no caso os indígenas, até que, para cada percentil da distribuição de esforço, os não indígenas recebam o mesmo que o percentil correspondente dos indígenas. Os indígenas deveriam ser compensados a mais do que os não indígenas para cada nível educacional, uma vez que o nível educacional foi injustamente influenciado pela circunstância (ser indígena).

Na concepção de Roemer (1998), as características geneticamente herdadas (talento inato, por exemplo) são consideradas como circunstâncias em uma função de produção educacional, porém não são observadas. Assim, essa fonte de desigualdade, apesar de ser injusta, a literatura ainda considera como aceitável.

3.3 Evidências empíricas sobre a decomposição da desigualdade em desempenho de estudantes em avaliações

A temática sobre desigualdades de oportunidades recebe importante atenção na literatura, tanto em âmbito nacional quanto internacional. Basicamente, os trabalhos que envolvem a desigualdade de oportunidades se diferenciam em cinco aspectos. Primeiro, o objeto de pesquisa, ou seja, a variável de resultado em que se observa a desigualdade, tais como os rendimentos salariais, desempenho educacional etc. Segundo, a escolha do grupo de variáveis consideradas como circunstâncias e de esforço, uma vez que não existe um consenso na literatura. Terceiro, a região, país ou grupos de países analisados. Quarto, a base de dados considerada. Por fim, a abordagem empírica de mensuração.

Inicialmente, a abordagem empírica de desigualdade de oportunidades estava voltada para análises de desigualdade de renda. Segundo Procópio, Freguglia e Chein (2015), a evidente relação entre rendimentos e variáveis de origem familiar torna relevante o emprego desse arcabouço teórico para análises de desigualdade no Brasil, em função dos elevados níveis de desigualdade. No campo da Educação, essa abordagem também possui grande aplicabilidade, que pode ser justificada tanto pela importância da educação para o desenvolvimento, quanto pela intensiva relação com a desigualdade de renda. Dentre os fatores que contribuem para formação das habilidades das pessoas, Procópio, Freguglia e Chein (2015) destacam as variáveis que estão fora (características socialmente herdadas) e sob (motivação e esforço) as responsabilidades das pessoas, além dos insumos escolares.

Nesse sentido, a adequação da teoria de desigualdade de oportunidades para análises em educação necessitou da compreensão de que os escores obtidos em avaliações externas representam uma melhor medida de desempenho educacional em vez de variáveis de realização educacional (anos de estudo), visto que essa última não considera as diferenças entre escolas, regiões, etc., conforme ressaltam Figueiredo, Nogueira e Santana (2014).

Posto isto, será desenvolvida a seguir uma revisão da literatura em desigualdade de oportunidades em educação, destacando em linhas gerais, os objetivos, os dados e regiões analisados, a escolha das variáveis de circunstâncias, os métodos de mensuração e principais resultados, de modo que seja possível evidenciar a contribuição marginal desta pesquisa à literatura em curso. Diversos estudos buscaram avaliar e mensurar a desigualdade de oportunidade sobre o desempenho educacional dos estudantes em que o Brasil foi, especificamente ou não, objeto de estudo. Dentre eles, destacam-se os trabalhos de Diaz (2010, 2012), Gamboa e Waltenberg (2015), Ferreira e Gignoux (2014), Figueirêdo, Nogueira e Santana (2014), Procópio, Freguglia e Chein (2015).

O trabalho de Diaz (2010) procurou identificar a existência e nível de desigualdade de oportunidades entre estudante que prestaram o ENEM em 2005 por meio da abordagem paramétrica de Bourguignon, Ferreira e Menendez (2007), e utilizando o gênero, a raça, faixa etária do estudante, escolaridade do pai e da mãe e ocupação do pai e da mãe como variáveis circunstâncias. Além disso, as análises foram realizadas considerando desagregações por gênero e por idade adequada em modelos que incluíam ou não uma *dummy* para maior nível de ocupação de um dos pais, o que permitiu a autora realizar comparações de estimativas. Os resultados indicam que a desigualdade de oportunidades é maior entre estudantes que estão em idade adequada independentemente da desagregação por gênero ou se o modelo inclui ou não a variável ocupação dos pais em relação a desigualdades de oportunidades entre os estudantes mais velhos. Além disso, a autora mostra que a incorporação da ocupação dos pais pouco altera as medidas de desigualdade independentemente do modelo analisado (ou seja, independentemente do nível de desagregação realizado).

Gamboa e Waltenberg (2012) buscaram avaliar a desigualdade de oportunidades sobre o desempenho educacional de seis países latino americanos (Argentina, Brasil, Chile, México, Colômbia e Uruguai), utilizando como ferramenta o procedimento não paramétrico proposto por Checchi e Peragine (2010). Com base nos dados do PISA para os anos de 2006 e 2009, essa medida de desigualdade foi mensurada sobre o desempenho dos estudantes em Matemática, Ciências e Leitura. Os autores, para cada país e ano, mensuram a desigualdade de oportunidades para as circunstâncias de gênero, educação parental e tipo de escola,

isoladamente, bem como para as combinações dois a dois dessas características, totalizando seis medidas de desigualdades.

Além disso, a desigualdade de oportunidades foi mensurada para a amostra total de estudantes da América Latina, incluindo o país do estudante em cada um desses seis modelos também como circunstância. Os autores concluem que o gênero, por si, parece não ter importância para desigualdade de oportunidades. O mesmo não pode ser afirmado para as variáveis de educação parental e tipo de escola. Esta última, por exemplo, contribui em maior magnitude para a desigualdade de oportunidades no Brasil do que para os outros países analisados, tanto para o teste de Matemática quanto o de Ciências. Já para o teste de Leitura, o tipo de escola contribui mais fortemente na Argentina e Brasil, respectivamente. Além disso, destaca-se que, no Brasil, a desigualdade de oportunidades medida em função do tipo de escola aumentou no período de 2006 a 2009, em todos os exames. O Brasil também se destaca por exprimir maior nível de desigualdade de oportunidades nas configurações modeladas (em 2006, a combinação das características de educação parental e tipo de escola representaram 24,6% da desigualdade total).

Ferreira e Gignoux (2014) propõem duas medidas de desigualdade educacional, sendo uma para desempenho educacional (medido por escores em testes) e a outra de oportunidades sobre os testes de Leitura, Matemática e Ciências. Utilizando dados do PISA 2006, os autores fornecem essas estimativas para 57 países, dentre eles o Brasil. Tais autores chamam atenção para duas questões importantes relacionadas ao uso de medidas de desigualdade sobre os escores de testes padronizados. A primeira é que os índices-padrão de desigualdades, tais como *Gini* e *Theil*, não são ordinalmente invariantes. A segunda questão é que, em alguns países, a amostra de estudantes do PISA pode ser alvo de problemas de viés de seleção amostral. Como variáveis circunstâncias, os autores optaram pelo gênero, educação do pai e da mãe, ocupação do pai, língua falada em casa, situação de migração, acesso a livros em casa, posse de bens duráveis pela família, itens culturais e localização da escola. As medidas foram calculadas com base no método paramétrico de Bourguignon, Ferreira e Menendez (2007), e se baseiam nas distribuições dos escores dos testes corrigidos ou não pelo problema de seleção amostral, o que permitiu aos autores realizar uma análise de sensibilidade das estimativas em relação a esse problema. Sem considerar o problema de seleção, observa-se que, dos quatro países analisados com baixa taxa de cobertura (Brasil, México, Turquia e Indonésia), o Brasil é o país com maior desigualdade de oportunidades em Matemática (0,318) e Ciências (0,286) e o segundo maior em Leitura (0,268). Quando se considera o problema de seleção sobre variáveis observáveis, a redução sobre essas medidas

não é tão significativa, o que indica certa robustez das medidas não corrigidas, apesar do problema de seleção.

Já no estudo de Figueirêdo, Nogueira e Santana (2014), os autores buscaram avaliar a desigualdade de oportunidades entre as pessoas que prestaram o ENEM em 2010 utilizando como base duas abordagens teóricas. A primeira segue uma abordagem não paramétrica em que se mantém o *Roemer Identification Axiom (RIA)*, ou seja, assume-se que o esforço independe das circunstâncias. A segunda abordagem visa a relaxar a hipótese RIA, em que os distintos níveis de esforços e talentos individuais são levados em consideração nas estimativas. Partindo de funções de produção educativa de Hanushek (1970, 1979), os autores verificaram a influência do esforço ou talentos individuais por meio de um mecanismo de transmissão intergeracional representado pela educação dos pais, sendo possível estimar os efeitos diretos e indiretos dessas variáveis.

Dessa maneira, os autores buscaram analisar o papel das variáveis que estão fora da responsabilidade do estudante sobre o desempenho do ENEM. Os resultados encontrados são divididos em dois blocos. O primeiro, por meio de estimações de densidade de Kernel, utilizou como variáveis circunstâncias a renda familiar, a escolaridade dos pais e o tipo de escola. Em resumo, os resultados dessa abordagem indicam que essas variáveis são essenciais para determinação das desigualdades de oportunidades. Em termos de probabilidade, os autores encontraram que estudantes com *background* familiar – escolaridade e renda dos pais - menos favoráveis precisam se esforçar 99,38% a mais do que estudantes com circunstâncias mais favoráveis para estarem entre os 5% de estudante com melhores notas. Já o segundo bloco, além dessas variáveis, incluiu também o sexo, a raça, a localização de moradia e a qualidade da escola (dados do SAEB). Os resultados revelam que melhor *background* familiar está associado ao melhor desempenho no ENEM e impactos positivos para aqueles estudantes que moram em área urbana, do sexo feminino, declarados não negros e que estudaram em escolas privadas e com melhores resultados no SAEB. Além disso, constatou-se que o efeito indireto da educação da mãe é 2,36 maior do que o efeito direto.

Procópio, Freguglia e Chein (2015) analisam como a desigualdade educacional e de oportunidades no desempenho de Português e Matemática evoluiu no período de 2005 a 2008, tomando como base os estudantes do ensino fundamental que participaram do Projeto Geração Escolar (GERES). Os dados utilizados pelos autores exprimem qualidade longitudinal, em que uma amostra de estudantes foi acompanhada durante os quatro primeiros anos do ensino fundamental. Assim, os autores foram capazes de analisar o comportamento das desigualdades e o papel das circunstâncias no decorrer do tempo e, portanto, explicar

quanto da desigualdade educacional é gerada antes da entrada na escola, e o papel da escola durante esse processo. Como variáveis circunstâncias, os autores optaram pelo nível socioeconômico da família, raça, gênero e o município da escola. Seguindo a abordagem paramétrica de Ferreira e Gignoux (2014), os autores observam que a desigualdade de oportunidades inicial, considerando todas as circunstâncias, foi de 8% para Matemática e de 11% em Leitura. Os resultados também revelaram que essa parcela de desigualdade considerada injusta tem aumentado durante o processo em ambas as provas, sendo que esse aumento foi maior para português, 109%, enquanto que em Matemática foi de 80%.

De maneira distinta ao que foi apresentado até aqui, Carvalho e Waltenberg (2015) buscaram analisar as desigualdades de oportunidades entre os grupos de indivíduos mais e menos vulneráveis ao acesso ao ensino superior no Brasil nos anos de 2003 e 2013 utilizando os dados da PNAD. Por meio de índices de igualdade de oportunidades propostos em Barros *et al.* (2009) e o uso de regressões de escolha binária, os autores mostram que houve transferência das oportunidades dos grupos de não vulneráveis para o grupo vulnerável. A igualdade de oportunidades no acesso ao ensino superior ($IOH=0,281$), no entanto, ainda está longe do ideal, ou seja, perfeita igualdade de oportunidades ($IOH=1$). Por meio da decomposição de Shapley, os autores identificaram que circunstâncias, escolaridade do chefe da família e renda domiciliar *per capita* são fatores limitadores ao acesso do ensino superior, ou seja, promovem a desigualdade de oportunidades e, em menor magnitude, pela raça/cor.

Mais recentemente, Gamboa e Waltenberg (2015) ressaltam que as desigualdades no acesso e no desempenho educacional entre grupos têm recebido maior atenção na literatura. Com base nisso, os autores argumentam que essas medidas devem ser combinadas de modo que se obtenha um índice composto de desigualdade de oportunidades em educação, tratando a igualdade de oportunidades no acesso como uma condição necessária e a igualdade de oportunidades no desempenho como uma condição suficiente. Com esse objetivo, os autores mensuram a desigualdade de oportunidades para seis países da América Latina e outros cinco países desenvolvidos participantes do PISA em 2006 e 2009.

Por outro lado, em vez de tentar se aproximar da amostra completa, como realizado por Ferreira e Gignoux (2014), os autores simplesmente assumem a existência de duas dimensões de desigualdade de oportunidades, a de acesso e a de desempenho condicionada ao acesso. Como resultado, os autores mostram que, dependendo do peso relativo atribuído a essas dimensões, o índice proposto pelos autores classifica diferentemente os países do que o índice que considera apenas a dimensão de desempenho.

Internacionalmente, observam-se análises específicas para países em desenvolvimento sobre a desigualdade de oportunidades. Na Índia, por exemplo, Asadullah e Yalonetzky (2012) examinaram a extensão das desigualdades de oportunidades educacionais durante o período 1983-2004, utilizando pesquisas domiciliares. Em função da ausência de dados para escolaridade dos pais de pessoas adultas nas pesquisas da Índia, os autores consideraram como variáveis circunstâncias, a raça, o sexo e a religião do indivíduo e utilizaram como variável de interesse o nível de escolaridade dos indivíduos, com base em quatro índices a fim acompanhar a desigualdade de oportunidades nos estados indianos ao longo dos anos, os resultados revelam uma redução modesta da desigualdade de oportunidades educacionais.

Já a contribuição do estudo de Salehi-Isfahani, Hassine e Assaad (2014) permitiu compreender o efeito das circunstâncias sobre o desempenho das crianças nos testes de Ciências e Matemática do TIMSS em países do norte da África e Oriente Médio desde 1999. As circunstâncias consideradas foram o gênero, a educação dos pais, computadores e número de livros em casa, etnia e características da comunidade. Com base no método paramétrico proposto por Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007), os autores afirmam ter encontrado níveis de desigualdades de oportunidades tão elevados quanto os de países da América Latina. Destacam que os antecedentes familiares e a região de residência são as circunstâncias mais importantes, respectivamente, para desigualdade de oportunidades.

Também é possível identificar estudos de casos sobre essa temática para a Colômbia. Gamboa e Londoño (2015), por exemplo, avaliaram a desigualdade de oportunidades no ensino médio de áreas metropolitanas nesse País, no período 1997-2012. Os autores utilizaram como variável de desempenho os escores obtidos nos testes do SABER 11, obrigatoriamente padronizados para o ensino médio na Colômbia, e como circunstâncias o sexo, a escolaridade dos pais e o tipo de escola (público e privado). A desigualdade de oportunidades aumentou durante o período analisado, sendo essa uma tendência comum as regiões metropolitanas incluídas na análise. O tipo de escola representa um fator importante para esse comportamento. Pode-se destacar, ainda, que essa desigualdade é superior a 20% em quase todas as áreas estudadas.

Em resumo, esses estudos encontram evidências de que, no Brasil, assim como em muitos países em desenvolvimento, a desigualdade de oportunidades é superior à verificada em países desenvolvidos. Isso significa que as circunstâncias, ou seja, fatores que estão fora da responsabilidade dos indivíduos influenciam, de modo mais intenso nesses países.

3.4 Metodologia

Essa seção tem como objetivo expressar a estratégia empírica de mensuração da desigualdade de oportunidade educacional, considerando todas as escolas agregadas e também para cada tipo de escola (público e privado). A ideia central para mensurar a desigualdade de oportunidades entre estudantes que tiveram acesso educacional de qualidades distintas é que estudantes podem ser tratados do mesmo modo no acesso à educação, mas obter desempenhos diferentes em função de uma determinada circunstância pelo fato de receberem tratamento diferenciado dentro da escola. A mensuração da desigualdade de oportunidades, segundo o tipo de escola, pode trazer implicações relevantes, por sinalizar em que ambiente escolar a desigualdade de oportunidades é mais expressiva. Além disso, apresentam-se a estratégia empíricas e dados utilizados para estimar a relação entre desigualdade de oportunidades de desempenho educacional e as diferenças de desempenho médio observadas entre escolas privadas e públicas.

3.4.1 Estratégia empírica de mensuração da desigualdade de oportunidades

O ponto inicial consiste em definir a variável de interesse a qual se pretende avaliar a desigualdade de oportunidades. No caso de oportunidades educacionais, essa variável pode ser o acesso à educação ou o desempenho educacional. Uma que vez que se pretende avaliar a desigualdade educacional após o acesso – mesmo que de qualidade distinta - o foco deste estudo se refere ao desempenho educacional. Pontuações em testes são consideradas uma medida mais adequada para representar as habilidades cognitivas dos estudantes, em detrimento de outras variáveis de resultado, como anos de escolaridade ou níveis educacionais.³⁵

Conforme Checchi e Peragine (2010), a parcela da desigualdade decorrente das circunstâncias pode ser obtida por meio de duas maneiras. A primeira é a abordagem *ex-ante*, baseada em tipos, ou seja, sobre a comparação da distribuição dos escores educacionais entre distintas características de circunstâncias. Nesse procedimento, a igualdade de oportunidade é alcançada se todos os tipos têm mesma média de desempenho. A segunda abordagem é a *ex-post* baseada em *tranches* do esforço, ou seja, sobre a comparação da distribuição dos escores educacionais entre estudantes que exerceram o mesmo nível de esforço. Para os autores, ambas as estruturas de mensuração parecem plausíveis e também relevantes e, portanto,

³⁵ Um ano de escolaridade pode ser valorado de forma distinta ou o mesmo grau de ensino pode não capturar o mesmo montante de aprendizado entre regiões ou países - afirmam Ferreira e Gignoux (2014).

escolher entre uma a outra não é uma decisão fácil. Este ensaio toma como base a abordagem paramétrica *ex-ante* formalizada em Ferreira e Gignoux (2014).

O modelo proposto por Ferreira e Gignoux (2014) para mensuração da desigualdade de oportunidades consiste, inicialmente, na estimação de uma regressão do desempenho do estudante em pontuações de testes em função de um conjunto de circunstâncias e esforço, seguindo a abordagem paramétrica proposta por Bourguignon, Ferreira e Menendez (2007). Seguindo essa abordagem, estima-se essa função no presente estudo tal como a seguir:

$$y = f[C, E(C, v), u] \quad (13),$$

em que, o desempenho dos estudantes y é uma função de um vetor de circunstâncias C economicamente exógenas e o esforço E que pode ser influenciado pelas circunstâncias. v e u , os termos estocásticos. Assim, toda variável de esforço, seja ela observada ou não nos dados, são omitidos deliberadamente e a equação (13) pode ser reescrita em uma forma reduzida, tal que:

$$y_{i,t} = C_{i,t}\psi_t + \varepsilon_{i,t} \quad (14),$$

em que, $y_{i,t}$ é a pontuação no teste PISA do estudante i no período t ; o parâmetro ψ capta o efeito direto das circunstâncias e o efeito indireto das circunstâncias por meio do esforço e C é um vetor de características socialmente herdadas que inclui sexo do estudante, escolaridade da mãe e do pai, ocupação da mãe e do pai, localidade e *status* de imigração. Estimando a equação 14 por mínimos quadrados ordinários, o valor previsto do desempenho dos estudantes, $\hat{y} = C\hat{\psi}$, representaria uma distribuição suavizada em que indivíduos com mesmas circunstâncias receberiam o mesmo valor previsto do desempenho y . Com base na distribuição suavizada, \hat{y} , e na distribuição observada do desempenho dos estudantes no PISA, y , a desigualdade de oportunidades segundo Ferreira e Gignoux (2014) é calculada pela razão entre a variância dessas duas distribuições, respectivamente, conforme a expressão (15):

$$IOP_r^{FG2} = \frac{Var(\hat{y})}{Var(Y)} \quad (15),$$

em que, a medida desigualdade de oportunidades relativa, IOP_r^{FG2} , é exatamente igual ao r-quadrado de uma regressão estimada por mínimos quadrados ordinários do desempenho dos

estudantes em função de suas circunstâncias (equação 14). Representa, portanto, a parcela da desigualdade total, $Var(Y)$, que é atribuída a fatores que estão fora da responsabilidade dos estudantes avaliados no PISA. Valores de IOP próximo a 0 podem indicar um ambiente de igualdade de oportunidades.³⁶ Por meio da expressão 15, a desigualdade de oportunidades foi computada para os seis anos de aplicação do PISA, $t = \{2000, 2003, 2006, 2009, 2012, 2015\}$, permitindo acompanhar a evolução da desigualdade de oportunidades sobre os desempenhos dos estudantes em Leitura, Matemática e Ciências. Além da estimativa de IOP_r^{FG2} para o Brasil em geral, estimativas segundo o tipo de escola, privado e público, também foram realizadas. Adicionalmente, seguindo a ideia de Shorrocks (1982), aplica-se a decomposição de Shapley sobre a equação (15), para verificar a contribuição relativa de cada característica, ou conjunto delas, à desigualdade de oportunidades. Para computar essa decomposição, Juárez e Soloaga (2014) computam a medida de desigualdade de oportunidades para todas as possíveis permutações das variáveis circunstâncias e, então, o efeito marginal médio de cada circunstância sobre a desigualdade de oportunidades é calculado. A contribuição de cada circunstância é então calculada com suporte na decomposição da equação (15), tal que

$$IOP_r^{FG2} = (var\ y)^{-1} \left[\sum_j \psi_j^2 C_j + \frac{1}{2} \sum_k \sum_j \psi_k \psi_j cov(C_k C_j) \right] \quad (16),$$

Assim, a desigualdade de oportunidades pode ser reescrita como a soma da contribuição de todos os elementos j do vetor de circunstâncias C :

$$IOP_r^{FG2} = \sum_j IOP_j = \sum_j (var\ y)^{-1} \left[\psi_j^2 C_j + \frac{1}{2} \sum_k \sum_j \psi_k \psi_j cov(C_k C_j) \right] \quad (17),$$

3.4.2 Questões econométricas associadas à medida de desigualdade de oportunidades com dados do PISA

Sobre as pontuações dos estudantes avaliados pelo PISA, deve-se ressaltar que elas correspondem às estimativas da variável latente de interesse - o desempenho cognitivo. Essas estimativas são obtidas por meio de modelos de probabilidade baseados na Teoria de Resposta ao Item, em que a distribuição dos escores brutos e parâmetros de dificuldades dos itens é utilizada para estimar a variável latente. Estimativas de variáveis não observáveis, contudo, como a variável latente, é alvo de um problema específico de mensuração em pequenas

³⁶ Segundo Roemer (1998), uma situação de igualdade de oportunidades é alcançada quando uma determinada variável de resultado é distribuída de forma independente das circunstâncias.

amostras. Assim, estimativas da variável latente por meio de modelos de probabilidade podem ser inconsistentes em relação à distribuição verdadeira das habilidades da população. Por essa razão, o PISA fornece cinco estimativas para a habilidade cognitiva dos estudantes que são conhecidas como valores plausíveis.³⁷ Assim, o cálculo da medida de desigualdade de oportunidades considera a recomendação do *PISA Data Analysis Manual* (OECD, 2009). Isto é, para o desempenho em leitura, por exemplo, a equação 14 foi estimada cinco vezes, uma para cada valor plausível e a medida de desigualdade de oportunidades final em Leitura foi obtida por meio da média aritmética simples das estimativas realizadas para cada valor plausível. Além disso, PISA é uma amostra de dois estágios. Primeiro, escolas são selecionadas aleatoriamente e, então os estudantes dentro das escolas selecionadas no primeiro estágio são tomados aleatoriamente. Assim, as estimativas apresentadas neste foram ponderadas pela representatividade do estudante em relação à população, por meio do peso final do estudante.

A medida de desigualdades calculada em (15) possui algumas características atraentes. Além de ser simples de ser calculada, ela representa uma aproximação paramétrica do “limite inferior” da parcela da desigualdade total em desempenho educacional, que é atribuída a características pré determinadas.³⁸ Conforme destacam Ferreira e Gignoux (2014), o desempenho do estudante é influenciado por um vetor de circunstâncias C economicamente exógenas e um vetor de esforço E composto por todas as variáveis que influenciam o desempenho do estudante sobre a qual ele possui alguma responsabilidade (controle) e que foram excluídas deliberadamente da equação 14, pois são influenciadas pelas circunstâncias.³⁹ Assim, a equação (14), mesmo sendo uma forma reduzida, todos os fatores relevantes foram incluídos no modelo, representados, direta ou indiretamente, pelas circunstâncias. Assim, a única fonte de viés sobre o parâmetro ψ são variáveis circunstâncias omitidas ou não observadas. Assim, esse parâmetro não representa uma relação causal, uma vez que as circunstâncias omitidas podem ser correlacionadas com as circunstâncias observadas. Se o interesse, porém, for sobre a parcela da variação do desempenho do estudante que é explicado por características pré determinadas, então o R-quadrado pode fornecer um limite inferior

³⁷ Em 2015, o PISA disponibilizou dez valores plausíveis. Apesar da mudança de cinco para dez valores plausíveis, a metodologia adotada pelo PISA garante comparabilidade entre países assim como em relação a anos anteriores.

³⁸ A prova formal pode ser encontrada em Ferreira e Gignoux (2011).

³⁹ O vetor de características da escola também é considerado uma medida de esforço. A explicação sugerida por Ferreira e Gignoux (2014) é que estudantes de 15 anos de idade podem concebivelmente afetar a escolha da escola que frequentam e, portanto, todas características da escola entrariam no vetor de esforço. Além disso, como a própria equação 14 sugere, o esforço pode ser afetado pelas circunstâncias, mas o contrário não. Circunstâncias são características pré determinadas estritamente exógenas.

dessa parcela. Neste contexto, como as únicas variáveis omitidas são outras circunstâncias, então a medida de desigualdade de oportunidades dada pelo R-quadrado só tende a aumentar, caso alguma outra circunstância seja incluída na regressão. Nesse sentido, enquanto ψ tende a ser viesado, o r-quadrado é um limite inferior de uma estimativa do efeito causal conjunto de todas as circunstâncias.

A abordagem adotada por Ferreira e Gignoux (2014) é alternativa à medida de desigualdade de oportunidades proposta em Ferreira e Gignoux (2011), que utilizam indicadores-padrão de desigualdade da classe *Generalized Entropy* na equação (15) em vez da variância. Essas medidas de desigualdade não seriam adequadas para mensurar a desigualdade de uma variável de resultado que foi padronizada arbitrariamente como é caso de pontuações PISA.⁴⁰ Essas medidas não satisfazerem ambos os axiomas de *scale invariance* e *translation invariance*. O primeiro axioma requer que o valor da desigualdade não se altere ao multiplicar a variável de interesse por um escalar positivo, isto é $I(y) = I(\alpha y)$, $\alpha > 0$. Já o segundo axioma requer que a medida de desigualdade se mantenha constante ao somar ou subtrair uma constante diferente de 0, isto é, $I(y) = I(y \pm \alpha)$, $\alpha \neq 0$. Visto que os escores PISA foram ponderados por um processo de translação (diferença entre a média arbitrária $\hat{\mu}$ e a média original dos dados μ) e, também, por um processo de reescalonamento (pela razão entre o desvio padrão arbitrário $\hat{\sigma}$ e original σ), Ferreira e Gignoux (2014) mostram que um índice-padrão de desigualdade aplicado sobre as pontuações pré-padronização (x) e pós-padronização (y), não se mantém idênticas cardinalmente (isto é, mudança de magnitude da desigualdade) e ordinalmente (mudança de ranking, quando se compara a desigualdade entre diferentes países ou regiões). Por essas razões principais, os autores recomendam a utilização da variância ou desvio-padrão como medida adequada para mensurar a desigualdade em pontuações de testes padronizados.

3.4.3 Efeito da desigualdade de oportunidades sobre *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas

Essa seção mostra a estratégia empírica de mensuração do efeito da desigualdade de oportunidades sobre o hiato de desempenho médio no PISA entre escolas privadas e públicas.

⁴⁰ No Pisa, os escores ajustados da Teoria de Resposta ao Item (TRI) são ponderados arbitrariamente, tal como: $y_{ij} = \hat{\mu} + \frac{\hat{\sigma}}{\sigma}(x_{ij} - \mu)$, em que, x_{ij} é o escore obtido pelo estudante i do país j ajustado pela TRI; μ e σ correspondem, respectivamente, à média e desvio padrão de x observada de toda amostra PISA, isto é, de todos países participantes; $\hat{\mu} = 500$ e $\hat{\sigma} = 100$, são respectivamente os valores arbitrários da média e desvio-padrão.

A estratégia adotada se limita à disponibilidade de dados do PISA em nível de estados, não sendo possível mensurar a desigualdade de oportunidades em níveis mais desagregados (por exemplo, municípios). Além disso, as duas primeiras edições do PISA não permitem identificar os estados brasileiros e o Distrito Federal, sendo isso possível apenas para as avaliações do PISA nos anos 2006, 2009, 2012 e 2015. Assim, a mensuração das medidas de desigualdade de oportunidades para as 27 observações i e 4 períodos do tempo t foram estimadas com base nas equações (14) e (15). Feito isso, o efeito da desigualdade de oportunidades, IOP_r^{FG} , sobre o *gap* de desempenho médio entre escolas privadas e públicas foi estimada considerando a seguinte estratégia em painel de estados:

$$Gap_{i,t} = \alpha_i + \gamma_t + \beta IOP_{i,t}^{FG} + \varphi Gap IOP_{i,t}^{FG} + Gap_{i,t-1} + \omega IOP_{i,t-1}^{FG} + \sigma Gap IOP_{i,t-1}^{FG} + \delta Gap X_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (16),$$

em que, $Gap_{i,t} = \ln(\bar{Y}_{i,t}^A - \bar{Y}_{i,t}^B)$ é a variável dependente que representa o logaritmo natural da diferença de desempenho médio no PISA do estado i no período t entre escolas privadas (A) e públicas (B);⁴¹ α_i e ρ_t são os efeitos específicos de estado e tempo, respectivamente; $IOP_{i,t}^{FG}$ e $IOP_{i,t-1}^{FG}$ é a desigualdade de oportunidades estimada exatamente igual a equação (15) para cada estado i no período t e $t-1$, respectivamente; $Gap IOP_{i,t}^{FG}$ e $Gap IOP_{i,t-1}^{FG}$ representam a diferença das desigualdades de oportunidades entre escolas privadas e públicas do estado s no período t e $t-1$, respectivamente; $Gap_{i,t-1}$ corresponde a primeira defasagem da variável dependente; $Gap X_{i,t}$ consiste de um vetor de características controles do estado i no período t . Três características nesse vetor foram selecionadas: 1 – Diferença dos tamanhos médios das turmas entre escolas privadas e públicas; 2 – Diferenças da taxa de distorção idade-série entre escolas privadas e públicas; e, 3 – Diferenças das taxas de reprovação entre escolas privadas e públicas. A relação entre desigualdade de oportunidades e as diferenças observadas de desempenho médio no PISA é mensurada por meio do β estimado da equação (16). Para analisar a sensibilidade desse efeito a distintas especificações os controles foram adicionados sequencialmente na equação, totalizando quatro especificações. Adicionalmente, erros-padrão robustos obtidos por *cluster* de região foram estimados.

Um aspecto econométrico deve ser considerado em relação à estimação dos coeficientes em (16). Uma simples estimação por OLS dos dados empilhados pode desconsiderar as possíveis heterogeneidades regionais não observadas entre os estados. Ao

⁴¹ O logaritmo da diferença observada permite estimar uma relação em termos de variação percentual da diferença entre escolas privadas e públicas nas pontuações PISA.

desconsiderar esse problema potencial, efeito da desigualdade de oportunidades, captado por β , pode ser confundido com a omissão dessas características não observadas e, portanto, uma estimativa tendenciosa seria encontrada. Para corrigir esse problema potencial, optou-se por estimadores de efeitos fixos.

Seguindo a estratégia de Marrero e Rodríguez (2013), este estudo desenvolve uma série de análises de sensibilidade para averiguar a robustez das estimativas obtidas na equação 16. Inicialmente, estima-se a relação entre desigualdade de oportunidades e o *gap* de desempenho por meio de um modelo de efeitos fixos, em que as variáveis de controle são adicionadas sequencialmente. Desse modo, verifica-se a sensibilidade do coeficiente estimado em relação a distintas especificações. Por fim, analisa-se a sensibilidade das estimativas em relação à presença de observações *outliers*.

3.4.4 Fonte de dados

O presente estudo fez uso de duas bases de dados que permitiram realizar estimativas da desigualdade de oportunidades sobre o desempenho dos estudantes brasileiros. As medidas de desempenho dos estudantes e características circunstâncias foram obtidas junto à base de dados do *Program of International Student Assessment* (PISA). Além dessas variáveis, foram usados dados referentes a indicadores educacionais em nível de estado e disponíveis pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP).

3.4.4.1 *Program of International Student Assessment*

O PISA consiste em um programa de avaliação das habilidades cognitivas de estudantes em disciplinas como Leitura, Matemática e Ciências, que é realizada nos países da OECD e em economias parceiras. O Brasil, por exemplo, participa desde a primeira rodada, em 2000. Realizado a cada três anos, sendo que em cada ciclo uma das áreas cognitivas é o foco principal da avaliação. Em 2015, por exemplo, o foco foi a área de Ciências. Possui como público-alvo do PISA estudantes com idade de 15 anos e dois meses e 16 anos e três meses no momento da aplicação dos testes e matriculados a partir do 8º ano do ensino fundamental. Com a ampliação do ensino fundamental para nove anos, em 2015, os estudantes do 7º ano também foram considerados elegíveis a participar do PISA no Brasil.

Os dados disponíveis para o Brasil em todos os ciclos (2000 a 2015) foram utilizados neste estudo com o objetivo de acompanhar a evolução das desigualdades de oportunidades

no tempo. A variável de interesse sob a qual se pretende mensurar a desigualdade de oportunidades em educação é as pontuações dos estudantes nas áreas de Leitura, Matemática e Ciências.

O PISA também coleta informações sobre características individuais e do *background* familiar dos estudantes, além das características das escolas. Entre as informações disponíveis, um conjunto de circunstâncias foi selecionado, tomando como base estudos anteriores. Optou-se, no entanto, por características que de fato estão fora da escolha do estudante. Esse conjunto é formado por sete características: *Sexo*, *Escolaridade da mãe*, *escolaridade do pai*, *ocupação da mãe*, *ocupação do pai*, *localidade*⁴² e *status de migração*⁴³. A equação 18 foi estimada com um total de 14 *dummies*. 1 - *dummy* que assume valor 1 se o estudante for do sexo feminino e, 0 caso contrário; 2 - *dummy* de estudantes que possuem mães com ISCED 1 (educação primária) ou ISCED 2 (educação secundária inferior); 3 - *dummy* de estudantes que possuem mães com ISCED 3B (educação secundária superior vocacional), 3A (educação secundária superior não vocacional) ou 4 (Pós secundária e não terciária); 4 - *dummy* de estudantes com mães com ISCED 5B (educação terciária vocacional), 5A (educação terciária teórica), 6 (pós-graduação); 5 - *dummy* de estudantes que possuem pais com ISCED 1 (educação primária) ou ISCED 2 (educação secundária inferior); 6 - *dummy* de estudantes que possuem pais com ISCED 3B (educação secundária superior vocacional), 3A (educação secundária superior não vocacional) ou 4 (Pós secundária e não terciária); 7 - *dummy* de estudantes com pais com ISCED 5B (educação terciária vocacional), 5A (educação terciária teórica), 6 (pós-graduação);⁴⁴ 8 - *dummy* de estudantes com mães que ocupam cargos de Gerentes, Profissionais, Profissionais Técnicos, Administrativo ou Ocupações das Forças Armadas (nível de ocupação 3); 9 - *dummy* de estudantes com mães que cargos de Serviços, Vendedores, Montador e Operadores de máquinas, Ocupações relacionadas a construção e manutenção (edifícios, estruturas metálicas, produção e processamento de artigos de madeira, metal, etc) (nível de ocupação 2); 10 - *dummy* de

⁴² Diretores das escolas são questionados sobre a comunidade em que sua escola está localizada. As respostas foram categorizadas pelo número de habitantes: *Village* (até 3 mil habitantes); *small town* (3 mil a 15 mil); *town* (15 mil a 100 mil); *city* (100 mil a 1 milhão); *large city* (mais que 1 milhão). Com base nessas respostas, três *dummies* foram criadas, sendo a primeira uma agregação dos dois primeiros grupos e a terceira agregando as localidades com mais de 100 mil habitantes em um único grupo.

⁴³ Informações sobre o país de nascimento dos alunos e seus pais também foram coletadas no PISA. O índice de antecedentes imigrantes no PISA foi calculado a partir dessas categorias: (1) estudantes nativos (aqueles que tiveram pelo menos um dos pais nascidos no país do teste), (2) estudantes de segunda geração (aqueles nascidos no país de avaliação, mas cujos pais nasceram em outro país) e (3) alunos de primeira geração (aqueles nascidos fora do país de avaliação e cujos pais também nasceram em outro país). Esse índice no estudo foi transformado em uma variável *dummy* que representa o estudante cujos ambos os pais nasceram fora do país do teste.

⁴⁴ *International Standard Classification of Education – ISCED*.

estudantes com pais que ocupam cargos de Gerentes, Profissionais, Profissionais Técnicos, Administrativo ou Ocupações das Forças Armadas (nível de ocupação 3); 11 – *dummy* de estudantes com pais que desempenham funções de Serviços, Vendedores, Montador e Operadores de máquinas, Ocupações relacionadas a construção e manutenção (edifícios, estruturas metálicas, produção e processamento de artigos de madeira, metal, etc) (nível de ocupação 2);⁴⁵ 12 – *dummy* de escola localizada em cidades com população entre 15 mil a 100 mil habitantes; 13 – *dummy* de escola localizada em cidade com população superior a 100 mil habitantes; 14 – *dummy* de estudantes nascidos no Brasil ou fora, mas com pais que nasceram em outro país.⁴⁶ Todos as variáveis de circunstâncias foram compatibilizadas para todos os ciclos do PISA, o que permite realizar comparações adequadas sobre a evolução da desigualdade de oportunidades no tempo.

Após ajustes devido aos valores ausentes associados às características circunstâncias e tipo de escola (privado e público), a amostra final em cada ciclo utilizada neste estudo pode ser observada na Tabela 7.

Tabela 7- Tamanho da amostra e população segundo o ciclo PISA – Brasil

Ano	2000*	2003	2006	2009	2012	2015
<i>N</i>	2.883	3.570	7.919	16.619	16.106	11.917
<i>N**</i>	1.853.532	1.537.541	1.607.842	1.740.708	1.977.681	1.258.849

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2000 a 2015. *Em 2000, uma amostra inferior de estudantes foi avaliada em relação às áreas de Matemática e Ciências. Após exclusão dos valores ausentes, a amostra correspondente aos estudantes avaliados em Matemática foi de 1.601 e em Ciências de 1614. ** População alcançada por fatores de expansão do estudante no PISA.

A Tabela 8 resume as características médias da população dentro do vetor de circunstâncias considerados no estudo. Esses dados referem-se às características médias para o ano de 2015 no PISA. Desagregações por tipo de escola também foram reportadas. Estimativas das características médias de anos anteriores estão reportadas nas Tabela 21 e 22 do Apêndice C. Em média, os estudantes brasileiros aos 15 anos de idade se caracterizam por serem filhos de mães e pais que possuem ensino fundamental ou médio, respectivamente.

⁴⁵As ocupações dos estudantes foram classificadas segundo os códigos de 4 dígitos da versão 2008 do *International Standard Classification of Occupations (ISCO)*; O nível de ocupação 1 definido no presente estudo correspondem aos grupos 6 e 9 em ISCO08; O nível de ocupação 2 corresponde aos grupos 5, 7 e 8 em ISCO08; e, o nível de ocupação 3 corresponde aos grupos ocupacionais 0, 1, 2, 3 e 4 em ISCO08.

⁴⁶Dada essas características, o grupo de referência corresponde a um estudante do sexo masculino, filhos de pais e mães sem escolaridade cujas ocupações são elementares ou voltadas a habilidades da agropecuária (nível de ocupação 1). Além disso, o grupo de referência é formado por estudantes de escolas localizadas em áreas com população inferior a 15 mil habitantes e estudantes considerados nativos, isto é, que nasceram no país e pelo menos um dos pais também nasceu no Brasil.

Além disso, a maior parte dos pais destes estudantes ocupa funções que exigem menor habilidades (grupo de ocupação 2 e 1, respectivamente).

Tabela 8 - Média e Erro-Padrão das circunstâncias, segundo o tipo de escola - Brasil – 2015

<i>Circunstâncias</i>	<i>Geral</i>		<i>Privado</i>		<i>Público</i>	
	<i>Média</i>	<i>S,E,</i>	<i>Média</i>	<i>S,E,</i>	<i>Média</i>	<i>S,E,</i>
<i>Masculino</i>	0,479	0,006	0,501	0,016	0,474	0,007
<i>Feminino</i>	0,521	0,006	0,499	0,016	0,526	0,007
<i>Mãe ISCED 0</i>	0,064	0,004	0,007	0,003	0,075	0,004
<i>Mãe ISCED 1/2</i>	0,354	0,010	0,119	0,011	0,402	0,009
<i>Mãe ISCED 3/4</i>	0,340	0,007	0,359	0,021	0,337	0,008
<i>Mãe ISCED 5/6</i>	0,242	0,010	0,515	0,028	0,186	0,007
<i>Pai ISCED 0</i>	0,090	0,005	0,008	0,003	0,107	0,006
<i>Pai ISCED ½</i>	0,358	0,010	0,147	0,015	0,401	0,009
<i>Pai ISCED ¾</i>	0,338	0,007	0,371	0,016	0,331	0,008
<i>Pai ISCED 5/6</i>	0,214	0,010	0,473	0,024	0,161	0,006
<i>Mãe Ocupação 1</i>	0,366	0,010	0,160	0,014	0,409	0,009
<i>Mãe Ocupação 2</i>	0,319	0,007	0,187	0,015	0,346	0,007
<i>Mãe Ocupação 3</i>	0,315	0,012	0,652	0,021	0,246	0,009
<i>Pai Ocupação 1</i>	0,236	0,008	0,119	0,010	0,260	0,009
<i>Pai Ocupação 2</i>	0,503	0,010	0,305	0,022	0,543	0,009
<i>Pai Ocupação 3</i>	0,261	0,011	0,575	0,025	0,197	0,007
<i>15 mil hab</i>	0,143	0,018	-	-	0,172	0,021
<i>15 a 100 mil hab</i>	0,348	0,028	0,217	0,057	0,375	0,031
<i>Mais 100 mil hab</i>	0,510	0,029	0,783	0,057	0,454	0,032
<i>Pais Nativos</i>	0,994	0,001	0,994	0,002	0,994	0,001
<i>Pais Migrantes</i>	0,006	0,001	0,006	0,002	0,006	0,001
<i>Privado</i>	0,170	0,023				
<i>Público</i>	0,830	0,023				
<i>N</i>	<i>1258849</i>		<i>213787</i>		<i>1045062</i>	

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2015.

Além disso, parcela significativa da população de estudantes frequentam escolas públicas (83%, em 2015), sendo grande parte em escolas localizadas em cidades de mais de 100 mil habitantes. No que se refere a fatores que estão fora do controle dos indivíduos, importantes diferenças entre estudantes de escolas privadas e públicas são identificadas. Estudantes de escolas privadas denotam vantagens comparativas, uma vez que esses estudantes, em média, possuem pais com escolaridade mais elevada e ocupando cargos de gerência ou profissões associadas, com melhores salários. Estudantes que frequentam escolas privadas estão concentrados principalmente em cidades de mais de 100 mil habitantes. Por outro lado, uma importante parcela dos estudantes de escolas públicas está localizada em cidades com menos de 15 mil habitantes (TABELA 8).

3.4.4.2 Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira

Os indicadores educacionais selecionados e utilizados para controlar a estimação do efeito da desigualdade de oportunidades sobre os diferenciais médios de desempenho no PISA foram coletados junto ao Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). As características a nível agregado de estado consistem na média de alunos por turma; taxa de distorção idade-série,⁴⁷ e taxa de reprovação. Foram considerados apenas os indicadores do 7º ano ao 9º ano do ensino fundamental e os indicadores do ensino médio. Os indicadores utilizados, portanto, correspondem a uma média aritmética simples das séries reportadas acima. Isso foi necessário, uma vez que esses indicadores serão associados ao desempenho dos estudantes no PISA que desconsidera estudantes de 15 anos de idade que estão em séries inferiores ao 7º ano do ensino fundamental.

3.5 Resultados e discussão

Essa seção se destina à apresentação e discussão dos resultados encontrados sobre a desigualdade de oportunidades em termos de pontuações em avaliações PISA. Na primeira subseção, foram expressas as estatísticas descritivas relacionadas ao desempenho dos estudantes no PISA (como a média, a desigualdade total medida pelo desvio-padrão das pontuações, a desigualdade de oportunidades e sua decomposição no sentido de Shapley). Em seguida, medidas de desigualdade de oportunidades e *gap* de desempenho no PISA entre escolas privadas e públicas foram calculadas em nível de estado e a relação entre esses dois indicadores é estimada e analisada em uma abordagem de efeitos fixos de estados de um modelo em painel.

3.5.1 Estatísticas descritivas e desigualdade de oportunidades

Os resultados apresentados a seguir se referem às estatísticas descritivas, como média e desvio-padrão dos desempenhos dos estudantes brasileiros nas pontuações PISA segundo o tipo de escola, privada ou pública. Seguindo a recomendação de Ferreira e Gignoux (2014), o desvio-padrão é considerado como uma medida da desigualdade total sobre o desempenho educacional. As estimativas apresentadas estão condicionadas à

⁴⁷ A taxa de distorção idade-série permite avaliar o percentual de alunos, em cada série, com idade superior à idade adequada. No Brasil, considera-se a idade de seis anos como ideal para o ingresso no ensino fundamental. O aluno que possui dois anos ou mais em relação a idade considerada adequada é considerado como tendo idade acima da recomendada.

disponibilidade de dados, isto é, não levam em conta as observações com valores ausentes associados ao vetor de circunstâncias ou tipo de escola.⁴⁸ Portanto, essas observações foram excluídas propositalmente. O tamanho da amostra remanescente para cada ano do PISA é exatamente igual ao apresentado anteriormente na Tabela 7.

Por meio da Tabela 9, é possível acompanhar a média de desempenho dos estudantes brasileiros nas áreas de Leitura, Matemática e Ciências em todos os ciclos de avaliação PISA segundo o tipo de escola. Erros-padrão robustos por *cluster* de escola para média são reportados logo abaixo da média. Em sequência, apresenta-se a desigualdade total, medida pelo desvio-padrão. O Brasil ocupa as piores colocações entre os países avaliados no PISA, segundo o último relatório apresentado pela OECD (2016); contudo, os resultados da Tabela 9 sugerem que o Brasil denota uma tendência de evolução nos escores médios das áreas avaliadas pelo PISA, mesmo que de modo discreto sobre os desempenhos em Leitura e Ciências.⁴⁹ Embora se observe um viés de alta sobre os desempenhos médios dos estudantes brasileiros nos últimos 15 anos, não foi suficiente para melhorar o *ranking* do Brasil na avaliação PISA. O desempenho brasileiro no PISA se torna ainda mais preocupante quando o custo por aluno é considerado. Países com gasto por aluno inferior ao Brasil, como acontece na Colômbia, México e Uruguai, alcançaram resultados superiores na última avaliação; no entanto, a desigualdade total, medida por meio do desvio-padrão, tem se reduzido no mesmo período, apesar do aumento registrado no último ciclo.

Quanto aos resultados segundo o tipo de escola, a Tabela 9 revela que o *gap* sobre o desempenho médio favorável a estudantes de escolas privadas tem aumentado nesse mesmo período, especialmente na avaliação de Matemática. A desigualdade total, contudo, também se reduziu nesse período, independentemente do tipo de escola. Escolas privadas e públicas exprimem desigualdades semelhantes em relação ao desempenho em Leitura. Por outro lado, a desigualdade total nos desempenhos de Matemática e Ciências em escolas privadas tende a superar os resultados de escolas públicas. Apesar da redução da desigualdade sobre essas pontuações durante esses 15 anos, é importante destacar que a desigualdade no Brasil ainda é elevada, sendo superior à de países em desenvolvimento.⁵⁰

⁴⁸Essa é uma estratégia diferente da que foi adotada em Ferreira e Gignoux (2014). Os autores não excluíram as observações com valores ausentes para o vetor de características, mas agregaram essas observações ao grupo de referência.

⁴⁹ O relatório realizado pela OECD (2016) ressalta que, apenas em Matemática, o Brasil conseguiu aumentar significativamente o desempenho no PISA.

⁵⁰ Em 2006, por exemplo, Ferreira e Gignoux (2014) mostram que a desigualdade total sobre o desempenho no Brasil foi maior do que em países como a Turquia, México e Indonésia.

Tabela 9 - Média e Desvio-Padrão dos escores PISA por tipo de escola, Brasil, 2000-2015

Ano	Estatísticas	Leitura			Matemática			Ciências		
		Geral	Privado	Público	Geral	Privado	Público	Geral	Privado	Público
2000	<i>Média</i>	409,82	473,82	398,03	346,61	424,97	332,45	386,73	451,10	375,01
	<i>E.P.</i>	3,90	9,68	4,02	4,81	12,68	4,80	4,08	9,82	4,10
	<i>D.P.</i>	83,97	82,88	78,67	97,26	97,65	90,18	90,42	96,64	84,09
2003	<i>Média</i>	412,73	485,35	397,51	366,20	448,41	348,96	398,90	476,35	382,66
	<i>E.P.</i>	5,16	7,38	4,93	6,00	10,06	5,66	5,29	9,37	4,73
	<i>D.P.</i>	110,63	93,92	107,78	100,60	87,05	94,55	99,03	86,47	93,66
2006	<i>Média</i>	398,86	492,46	382,90	374,43	476,33	357,04	396,03	491,52	379,74
	<i>E.P.</i>	4,48	9,55	4,28	4,04	10,46	3,43	3,57	8,61	2,97
	<i>D.P.</i>	100,63	91,54	93,14	91,85	89,11	80,29	88,83	84,12	78,79
2009	<i>Média</i>	419,42	518,55	404,17	392,35	488,36	377,58	411,70	507,00	397,05
	<i>E.P.</i>	3,81	7,09	3,35	3,51	7,31	2,89	3,53	6,77	2,99
	<i>D.P.</i>	92,76	83,66	84,30	80,95	77,79	70,67	83,61	76,23	74,56
2012	<i>Média</i>	413,60	480,51	398,32	394,71	464,29	378,82	408,53	475,05	393,33
	<i>E.P.</i>	2,90	5,84	2,55	2,83	6,75	2,24	2,79	6,02	2,31
	<i>D.P.</i>	84,68	78,58	78,37	77,73	77,81	68,41	78,12	74,35	70,66
2015	<i>Média</i>	426,58	500,76	411,40	393,39	471,09	377,50	417,79	494,42	402,12
	<i>E.P.</i>	3,40	7,01	3,15	3,38	8,11	2,87	3,22	7,20	2,75
	<i>D.P.</i>	97,46	85,77	92,62	89,66	86,36	81,66	88,23	82,57	80,84

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA. Erros-padrão (E.P.) robustos por cluster de escola.

Ante o contexto de desigualdade, uma importante literatura enfatiza a que a desigualdade é eticamente aceitável se determinada por fatores que fazem parte das escolhas individuais dos estudantes. Por outro lado, se a desigualdade for atribuída a fatores fora da responsabilidade do indivíduo, então, essa desigualdade deveria ser alvo das políticas públicas por ser considerada eticamente ofensiva. Em educação, a desigualdade de oportunidades recebe considerável atenção, uma vez que as oportunidades educacionais, principalmente na infância, podem refletir diretamente sobre os resultados individuais na fase adulta.

A desigualdade de oportunidades foi mensurada seguindo Ferreira e Gignoux (2014). A Tabela 10, portanto, reporta a evolução da desigualdade de oportunidades sobre o desempenho dos estudantes brasileiros em Leitura, Matemática e Ciências no período 2000 a 2015. A primeira coluna, em cada área das habilidades cognitivas dos estudantes, se refere à desigualdade de oportunidades considerando todas as escolas. Já a segunda e terceira colunas fornecem a desigualdade de oportunidades segundo o tipo de escola, privado ou público, respectivamente. Essas estimativas da desigualdade de oportunidades no desempenho dos estudantes brasileiros correspondem ao r-quadrado da equação (15). A medida IOP representa a parcela da variância total do desempenho dos estudantes explicada pelas circunstâncias.

Os resultados disponíveis na Tabela 10 mostram que a evolução da desigualdade de oportunidades tem oscilado durante o período. Após um aumento sistemático de 2000 a 2006,

a desigualdade de oportunidades sobre o desempenho educacional voltou a cair em 2009, atingindo o menor nível em 2015 em todas as áreas avaliadas. A porção eticamente ofensiva da desigualdade total oscilou de 14,3% a 22,4% no período, considerando todas áreas de conhecimento. A desigualdade de oportunidades, porém, é geralmente maior na avaliação de Matemática do que nas outras áreas. Além disso, escolas privadas tendem a ser mais desiguais em termos de oportunidades de desempenho educacional do que escolas públicas. Embora o comportamento da desigualdade de oportunidades em escolas privadas possa diferir em relação ao das escolas públicas nos anos iniciais, ambas exprimem uma tendência de redução desse tipo de desigualdade em anos mais recentes. Após uma queda do IOP em 2003 em relação a 2000, a desigualdade de oportunidades cresceu novamente até 2009 e voltou a cair nos anos seguintes no sistema privado. Já no público, o IOP cresceu em 2003 e decresceu sucessivamente. Ainda sobre o contexto de escolas privadas e públicas, a Tabela 10 indica que, em escolas privadas, a desigualdade de oportunidades oscilou de 4,4% a 25,4% e, em escolas públicas, de 7% a 17,1%, considerando todos os períodos e áreas avaliadas.

Possíveis divergências entre outros achados na literatura podem surgir em função do uso de variados bases de dados, conjunto de circunstâncias ou método utilizado. Por exemplo, os achados deste estudo, em partes, estão em sintonia com os resultados obtidos por Diaz (2012). Ao investigar a desigualdade de oportunidades sobre os desempenhos dos estudantes do 3º ano do ensino médio em Leitura e Matemática avaliados, a autora mostra que durante o período de 1995-2005 a desigualdade de oportunidades é superior na avaliação de Matemática do que em Leitura.

Durante esse período, a autora também encontrou certos movimentos cíclicos em que a medida de desigualdade tende a cair após uma tendência de alta. Embora seus achados sinalizem crescimento da desigualdade de oportunidades em relação a 1995, os valores encontrados nos anos iniciais dos anos 2000 se mostraram relativamente semelhantes aos resultados aqui apresentados no período correspondente, mesmo considerando as diferenças de base de dados, conjunto de circunstâncias e abordagem empírica de mensuração. As semelhanças entre os níveis de desigualdade de oportunidades, segundo o tipo de escola, também podem ser observadas. Assim como em Diaz (2012), os níveis de desigualdade de oportunidades são maiores para escolas privadas do que para as públicas.

Tabela 10 - Decomposição Shapley e desigualdade de oportunidades sobre as pontuações, segundo o tipo de escola PISA - Brasil - 2000 a 2015

<i>IOP</i>	Leitura			Matemática			Ciências		
	<i> Geral </i>	<i> Privado </i>	<i> Público </i>	<i> Geral </i>	<i> Privado </i>	<i> Público </i>	<i> Geral </i>	<i> Privado </i>	<i> Público </i>
<i>IOP 2000</i>	0,172	0,149	0,117	0,211	0,254	0,143	0,163	0,181	0,108
<i>Sexo</i>	4,3%	0,6%	10,0%	8,6%	23,2%	11,7%	0,1%	0,9%	0,2%
<i>Escolaridade</i>	41,4%	51,2%	36,5%	31,8%	24,0%	25,6%	44,7%	62,2%	35,5%
<i>Ocupação</i>	42,6%	43,0%	35,1%	53,7%	46,9%	52,7%	42,2%	32,2%	40,2%
<i>Localidade</i>	11,6%	3,8%	18,3%	5,9%	3,9%	9,7%	12,4%	3,6%	23,2%
<i>Migração</i>	0,1%	1,5%	0,1%	0,0%	2,0%	0,3%	0,6%	1,1%	0,9%
<i>N</i>	1853532	288162	1565370	1820941	278786	1542155	1874702	288796	1585906
<i>IOP 2003</i>	0,169	0,044	0,139	0,223	0,111	0,171	0,176	0,070	0,120
<i>Sexo</i>	13,1%	4,2%	21,1%	3,5%	34,4%	4,1%	0,8%	10,5%	1,4%
<i>Escolaridade</i>	29,0%	21,1%	37,6%	28,6%	11,4%	39,8%	28,3%	29,5%	37,8%
<i>Ocupação</i>	44,5%	47,6%	31,6%	54,6%	24,7%	47,8%	58,9%	37,3%	53,1%
<i>Localidade</i>	12,9%	14,3%	8,8%	13,2%	24,9%	7,6%	11,9%	21,1%	7,1%
<i>Migração</i>	0,4%	12,8%	1,0%	0,1%	4,7%	0,6%	0,1%	1,6%	0,6%
<i>N</i>	1537541	266451	1271090	1537541	266451	1271090	1537541	266451	1271090
<i>IOP 2006</i>	0,200	0,093	0,133	0,224	0,130	0,132	0,199	0,122	0,101
<i>Sexo</i>	13,3%	14,7%	25,7%	3,9%	12,8%	7,9%	1,2%	9,4%	2,1%
<i>Escolaridade</i>	30,9%	42,4%	33,1%	39,4%	42,3%	49,3%	37,0%	42,3%	46,4%
<i>Ocupação</i>	40,2%	32,2%	26,5%	43,3%	26,4%	30,1%	52,1%	32,1%	44,0%
<i>Localidade</i>	13,8%	10,6%	11,5%	10,4%	18,3%	6,4%	8,0%	16,0%	3,5%
<i>Migração</i>	1,9%	0,1%	3,2%	2,9%	0,1%	6,3%	1,7%	0,2%	4,0%
<i>N</i>	1607842	234348	1373494	1607842	234348	1373494	1607842	234348	1373494
<i>IOP 2009</i>	0,211	0,162	0,138	0,189	0,184	0,099	0,177	0,149	0,090
<i>Sexo</i>	11,9%	12,1%	20,4%	4,1%	10,8%	11,1%	0,2%	1,4%	0,7%
<i>Escolaridade</i>	24,9%	34,3%	25,6%	28,9%	36,4%	26,5%	33,3%	42,5%	36,7%
<i>Ocupação</i>	46,2%	39,3%	34,8%	53,7%	38,8%	44,7%	52,1%	43,3%	42,9%
<i>Localidade</i>	12,9%	13,6%	12,4%	9,1%	12,6%	9,2%	10,8%	12,5%	12,2%
<i>Migração</i>	4,1%	0,7%	6,8%	4,2%	1,4%	8,4%	3,6%	0,2%	7,4%
<i>N</i>	1740708	232062	1508646	1740708	232062	1508646	1740708	232062	1508646
<i>IOP 2012</i>	0,194	0,129	0,124	0,199	0,157	0,096	0,171	0,117	0,076
<i>Sexo</i>	18,2%	28,8%	33,8%	5,6%	12,0%	13,1%	0,0%	0,5%	0,1%
<i>Escolaridade</i>	30,3%	24,0%	25,1%	36,7%	34,0%	35,0%	40,4%	35,3%	45,0%
<i>Ocupação</i>	35,9%	17,8%	30,4%	42,8%	25,4%	41,3%	41,7%	25,6%	41,1%
<i>Localidade</i>	12,8%	3,2%	8,3%	12,3%	7,2%	7,8%	15,0%	8,4%	10,9%
<i>Migração</i>	2,8%	26,3%	2,4%	2,7%	21,4%	2,7%	2,8%	30,2%	2,9%
<i>N</i>	1977681	367725	1609956	1977681	367725	1609956	1977681	367725	1609956
<i>IOP 2015</i>	0,143	0,085	0,087	0,161	0,120	0,080	0,150	0,099	0,070
<i>Sexo</i>	7,2%	11,7%	14,0%	6,0%	8,7%	14,3%	1,2%	2,4%	2,7%
<i>Escolaridade</i>	20,5%	47,1%	18,9%	33,5%	50,3%	30,8%	27,4%	52,0%	24,4%
<i>Ocupação</i>	47,1%	38,2%	39,0%	48,7%	36,9%	45,0%	53,9%	43,3%	54,1%
<i>Localidade</i>	21,5%	1,7%	20,2%	10,3%	3,7%	5,8%	16,0%	2,1%	14,0%
<i>Migração</i>	3,7%	1,3%	8,0%	1,4%	0,4%	4,1%	1,5%	0,2%	4,7%
<i>N</i>	1258849	213787	1045062	1258849	213787	1045062	1258849	213787	1045062

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2015.

Adicionalmente, a Tabela 10 mostra ainda a contribuição relativa de cada circunstância, ou conjunto delas, para a desigualdade de oportunidades em educação em cada ciclo do PISA. Ferreira e Gignoux (2014), ressaltam que as estimativas da contribuição relativa de cada circunstância devem ser interpretada com cautela em virtude da alta correlação que pode existir entre algumas circunstâncias. Assim os coeficientes podem ser objeto de multicolineariedade. Obtidos por meio da decomposição de Shapley, os resultados sugerem que a ocupação dos pais e a escolaridade dos pais, respectivamente, são as circunstâncias relativamente mais importantes na composição da desigualdade de oportunidades nas três áreas avaliadas pelo PISA, sendo essa participação da ocupação dos pais, por diversas vezes, superior a 50% nas pontuações de Matemática e Ciências. A ocupação dos pais tende a indicar maior representatividade para a desigualdade de oportunidades em Leitura, contudo, não é tão expressiva quanto nas outras áreas.

No caso da avaliação em Leitura, o sexo dos estudantes tende a contribuir de modo mais expressivo para a desigualdade de oportunidades do que em outras áreas. Por exemplo, a contribuição média dessa circunstância para a desigualdade de oportunidades em Leitura é superior a 11%, enquanto nas outras áreas, a contribuição média é de 5%, em Matemática, e 0,6%, em Ciências. Já no contexto privado e público, a escolaridade dos pais e a ocupação dos pais também prevalecem como os fatores com maior participação relativa sobre a desigualdade de oportunidades. Enquanto a ocupação dos pais permanece sendo a característica que mais contribui sobre a desigualdade de oportunidades em escolas públicas, a escolaridade dos pais tende a ser mais relevante para escolas privadas. A contribuição dessas características do contexto familiar também se revelaram importantes para explicar a desigualdade de oportunidades no acesso ao ensino superior, conforme destacam Carvalho e Waltenberg (2015). Em países em desenvolvimento, como a Índia, a escolaridade dos pais também se mostrou responsável por maior porção da desigualdade de oportunidades, encontrada em Idzalika e Bue (2016).

3.5.2 Desigualdade de oportunidades e *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas no Brasil, por estados

Na literatura é possível identificar importantes evidências sobre a relação entre desigualdade de oportunidades e variáveis econômicas, por exemplo, PIB *percapita*, bem como sua associação com políticas educacionais, tais como o gasto em educação, número de matrículas, entre outras. Os efeitos da desigualdade de oportunidades sobre o *gap* de

desempenho entre estudantes de escolas privadas e públicas, no entanto, não tem sido explorado pela literatura. Esta seção tem como objetivo fornecer estimativas que permitam elucidar mais sobre essa relação. A Tabela 11, por exemplo, reporta o *gap* de desempenho médio em Leitura entre escolas privadas e públicas e as estimativas da desigualdade de oportunidades de regressões executadas separadamente para cada estado brasileiro e ano. Em 2015, não foi possível obter as estimativas do *gap* para o Estado do Amapá, uma vez que nenhuma das observações remanescentes após a exclusão das observações com valores ausentes é de escolas privadas. Estimativas dessas duas variáveis para as áreas de Matemática e Ciências estão disponíveis no Apêndice D, Tabelas 23 e 24. Além disso, os gráficos 4 e 5 mostram, respectivamente, estimativas das médias *gap* de desempenho médio em Leitura e a desigualdade de oportunidades no período de 2006 a 2015, sendo essas estimativas ordenadas do maior para o menor valor.

As estimativas na Tabela 11 mostram que o *gap* de desempenho em Leitura entre escolas privadas e públicas e a desigualdade de oportunidades sugerem diferenças consideráveis entre estados e ao longo do tempo. Também revelam que o conjunto de circunstâncias é responsável por uma pequena parcela da desigualdade de oportunidades. Por exemplo, apenas os estados da Paraíba e Rio de Janeiro, no ano de 2006, alcançaram níveis de desigualdade de oportunidades no aprendizado de Leitura superiores a 40%, entretanto, é importante ressaltar que as medidas estimadas neste estudo representam uma estimativa do limite inferior da desigualdade de oportunidades. Isto é, outras circunstâncias, como a raça, que não foram consideradas neste estudo, podem ampliar ainda mais esses percentuais.

Por outro lado, a desigualdade de oportunidades reduziu sua participação sobre a desigualdade total em quase todos os estados nesse período. O Estado do Rio de Janeiro foi a Unidade da Federação que mais reduziu a desigualdade de oportunidades de 2006 a 2015 em ambas as áreas avaliadas. O mesmo não pode ser dito para o Estado do Piauí, sendo essa a UF que mais ampliou a desigualdade de oportunidades em todas as áreas: 9,5% em Leitura, 19% em Matemática e 24% em Ciências. Outro ponto a chamar a atenção é que a maioria dos estados brasileiros conseguiu reduzir o *gap* do desempenho médio em Leitura, Matemática e Ciências entre escolas privadas e públicas durante o decênio considerado, sendo as principais reduções entre estados do Norte e Nordeste. Tocantins, por exemplo, está entre os dois que mais reduziram o *gap* de desempenho, tanto em Leitura, quanto em Matemática e Ciências. Já entre os estados que ampliaram o *gap*, Rondônia e Piauí lideram essa característica. Além disso, é importante destacar a presença e a influência de potenciais observações *outliers* nas estimativas apresentadas. No caso do *gap* em Leitura, alguns estados denotaram uma redução

além do esperado em um intervalo de três anos. Por exemplo, em 2006, o *gap* em Leitura do Estado de Goiás foi um pouco superior a 103 pontos, caiu para 24 pontos em 2009 e voltou a crescer em 2012 (80 pontos). Situações semelhantes podem ser observadas para Rondônia e Amapá.

Tabela 11 - Gap de desempenho em Leitura entre escolas privadas e públicas e desigualdade de oportunidades, segundo os estados brasileiros - 2006 a 2015.

UF	2006			2009			2012			2015		
	Obs,	Gap	IOP	Obs,	Gap	IOP	Obs,	Gap	IOP	Obs,	Gap	IOP
RO	273	74,286	0,226	594	78,587	0,252	567	21,786	0,198	357	137,894	0,213
AC	196	106,234	0,211	400	70,486	0,157	541	71,165	0,209	487	71,866	0,255
AM	271	98,610	0,238	622	81,945	0,214	530	118,563	0,168	380	58,572	0,234
RR	254	48,786	0,171	366	118,649	0,174	551	139,238	0,286	454	73,570	0,101
PA	285	83,213	0,269	384	114,674	0,219	568	82,061	0,275	240	128,241	0,230
AP	218	81,834	0,197	450	55,627	0,159	449	24,456	0,218			
TO	235	168,475	0,339	644	99,673	0,188	588	99,869	0,231	505	70,428	0,125
MA	237	180,356	0,334	427	101,018	0,263	459	101,227	0,379	364	92,759	0,326
PI	264	77,537	0,290	503	97,611	0,322	537	100,662	0,295	284	132,863	0,385
CE	240	140,008	0,368	620	155,878	0,227	646	71,759	0,263	649	128,900	0,232
RN	265	80,995	0,199	589	103,248	0,200	553	111,565	0,318	459	63,658	0,100
PB	213	64,008	0,415	563	74,412	0,299	557	94,792	0,395	381	109,834	0,206
PE	240	185,796	0,306	634	126,263	0,206	527	42,980	0,171	481	82,837	0,212
AL	216	85,335	0,343	479	99,634	0,221	424	93,298	0,234	307	119,984	0,341
SE	285	135,340	0,395	677	91,164	0,197	461	64,302	0,216	368	96,014	0,321
BA	280	75,513	0,215	600	87,736	0,343	335	141,116	0,327	300	112,377	0,097
MG	456	133,658	0,250	720	142,576	0,363	733	54,080	0,199	638	95,686	0,168
ES	265	74,538	0,297	633	70,594	0,165	610	98,668	0,250	416	63,851	0,202
RJ	256	138,817	0,409	639	127,459	0,368	573	79,906	0,260	424	64,024	0,118
SP	870	68,749	0,136	1,014	119,104	0,198	1,650	84,655	0,174	1,148	104,522	0,141
PR	307	165,943	0,286	671	126,100	0,266	676	116,741	0,251	257	69,952	0,258
SC	288	95,751	0,209	658	89,529	0,209	615	70,990	0,223	597	65,149	0,189
RS	277	97,491	0,212	682	130,876	0,269	616	65,205	0,181	568	46,980	0,171
MS	284	107,417	0,161	585	92,939	0,212	581	79,849	0,259	591	73,509	0,167
MT	210	52,194	0,220	563	36,535	0,135	568	94,949	0,275	411	79,032	0,124
GO	263	103,861	0,225	643	24,772	0,173	611	80,539	0,241	386	120,186	0,277
DF	243	116,673	0,321	637	85,487	0,219	580	85,460	0,315	352	102,097	0,244
Obs, (total)	7691			15997			16106			11804		

Fonte: elaboração própria, com base nos dados do PISA 2006 a 2015

Potenciais *outliers* também existem em relação ao *gap* do desempenho de desigualdade de oportunidades em Matemática e Ciências. No caso da Matemática, além desses três estados citados anteriormente, a Paraíba apresentou uma estimativa bem elevada da desigualdade de oportunidades em 2006. Essa discrepância sobre a desigualdade de oportunidades no Estado da Paraíba também é constatada na avaliação de Ciências. Essas

discrepâncias podem superestimar ou subestimar a média dos diferenciais entre escolas privadas e públicas quanto da desigualdade de oportunidades durante esse período estudado. Os gráficos 4 e 5 mostram, por exemplo, a média do *gap* de desempenho e da desigualdade de oportunidades no período de 2006 a 2015, respectivamente, classificados em ordem decrescente. Os Estados de Rondônia e Amapá estão entre os estados com menor *gap* em Leitura (Gráfico 4), Matemática (Gráfico 8 – Apêndice E) e Ciências (Gráfico 10 – Apêndice E) para média desse período. Já Estado da Paraíba tende a liderar a desigualdade de oportunidades com respeito à média do período nas avaliações de Matemática e Ciências, conforme os Gráficos 10 e 11 do Apêndice E, respectivamente.

Ao comparar o *gap* de desempenho e a desigualdade de oportunidades em Leitura, percebem-se importantes diferenças entre os *rankings* dos estados; porém, um grupo de estados mantém relativamente o mesmo *ranking* nas três avaliações PISA: Maranhão, que está no grupo de maior nível nas duas dimensões, Rio Grande do Sul e Mato Grosso, entre os colocados em pior situação. Por meio dos Gráficos 4 e 5, verifica-se que os estados do Nordeste possuem os maiores níveis de desigualdade de oportunidades, na média, durante esse período. Por exemplo, nas três avaliações PISA, cinco dos seis primeiros colocados em termos de maior desigualdade de oportunidades são estados do Nordeste, embora os estados não sejam exatamente os mesmos. Percebe-se que os maiores níveis de desigualdade de oportunidades nesses estados são acompanhados, em parte, por maiores níveis de diferenças do desempenho médio entre escolas privadas e públicas, com raras exceções.

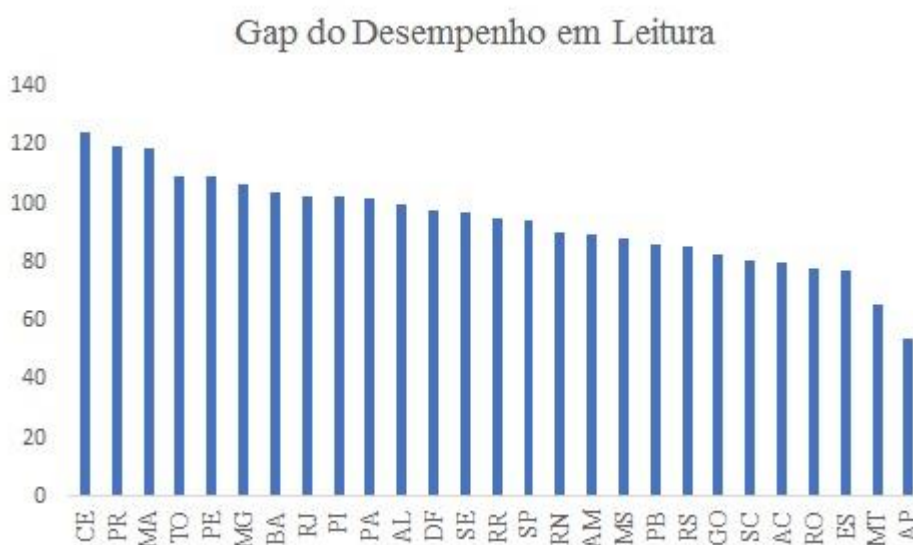


Gráfico 4 - *Gap* do desempenho médio em Leitura entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2006, 2009, 2012 e 2015.



Gráfico 5 - Desigualdade de oportunidades sobre o desempenho em Leitura - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015
 Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2006, 2009, 2012 e 2015.

Os achados anteriores são consistentes com os resultados apresentados no Gráfico 6, que sugere evidências de uma relação positiva e significativa entre o *gap* de desempenho e a desigualdade de oportunidades em Leitura, estimada por mínimos quadrados ordinários por meio de regressão simples dessas duas dimensões em *pool* de todas os estados brasileiros no período 2006, 2009, 2012 e 2015. O mesmo pode ser observado quanto ao aprendizado em Matemática e Ciências, em que os *scatter plots* da desigualdade de oportunidades e *gap* de desempenho estão disponíveis nos Gráficos 12 e 13 do Apêndice F, respectivamente. Essa dispersão do pool das observações também mostra a presença de potenciais *outliers* da relação *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas e desigualdade de oportunidades. No caso do aprendizado em Leitura, Goiás em 2009 e Rondônia e Amapá em 2012 são possíveis candidatos. Em análise posterior, este estudo avalia a sensibilidade das estimativas em relação à exclusão dessas observações como teste de robustez. No caso do aprendizado em Matemática e Ciências, o Estado da Paraíba, em 2006, chama atenção por sua distância em relação aos valores previstos do *gap* de desempenho.

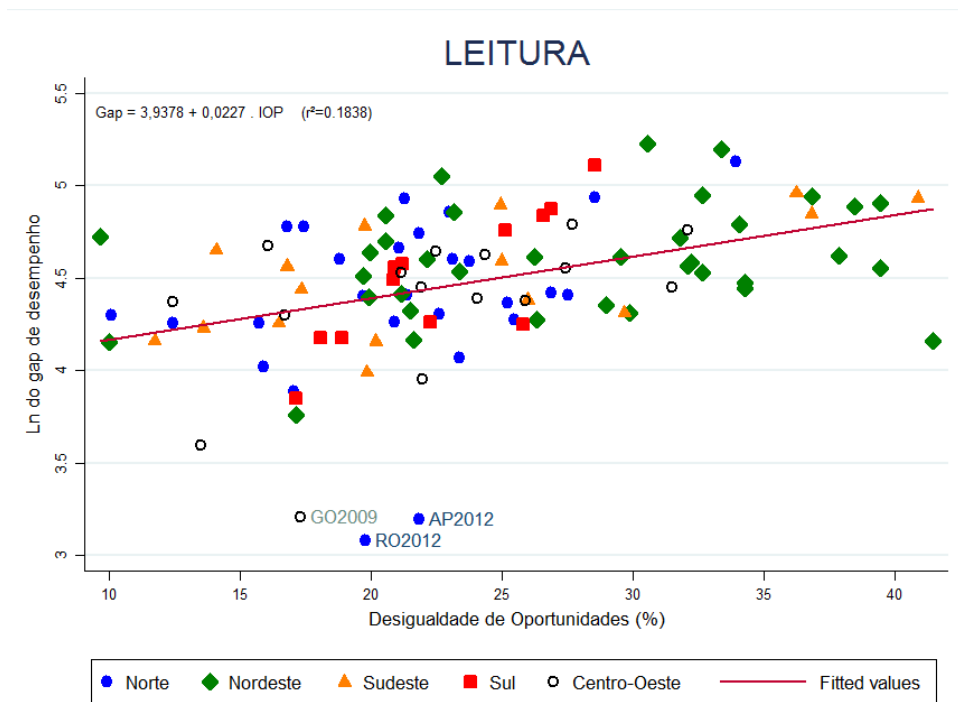


Gráfico 6 - Dispersão da desigualdade de oportunidades e *gap* do desempenho em Leitura no Brasil - pool das observações em 2006, 2009, 2012, 2015

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados PISA 2006, 2009, 2012 e 2015. Outliers: AP2012 (Amapá em 2012), RO2012 (Rondônia em 2012) e GO2009 (Goiás em 2009).

Seguindo a estratégia empírica proposta no ensaio, estima-se a relação entre desigualdade de oportunidades (%) e o *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas (em logaritmo natural). Conforme mencionando anteriormente, estimativas dessa relação simplesmente de um *pool* das observações por MQO, conforme executado no Gráfico 6, podem ser enviesadas por desconsiderar as heterogeneidades específicas de cada estado que não são observadas. Nesse sentido, por meio de um modelo de efeitos fixos, as estimativas da relação entre essas duas dimensões expressas na Tabela 12 considera essa questão e foram calculadas exatamente conforme a equação 16. Nesse sentido, seguindo a estratégia de Marrero e Rodríguez (2013), distintas especificações da equação 16 foram estimadas e reportadas na Tabela 12 para analisar a sensibilidade do coeficiente de interesse, à medida que importantes controles são adicionados ao modelo. No primeiro modelo, {1}, apenas a desigualdade de oportunidades é incluída na regressão, além dos efeitos fixo de tempo e estado. Em seguida, no modelo {2}, adiciona-se a diferença entre as estimativas das desigualdades de oportunidades entre escolas privadas e públicas. Já o modelo {3} incorpora a primeira defasagem da variável dependente e a primeira defasagem das variáveis inseridas do modelo anterior. Por fim, no modelo {4}, três características-controle são adicionadas ao modelo {3}, sendo esse modelo a especificação completa (modelo *full*). Cada painel na

Tabela 12 corresponde ao efeito da desigualdade de oportunidades sobre o *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas em variadas avaliações. O painel [A] corresponde ao desempenho em Leitura. O painel [B] refere-se aos escores em Matemática e o painel [C] sobre o aprendizado em Ciências. A primeira linha em cada painel corresponde ao coeficiente β da equação 16, seguido do erro-padrão e coeficiente de determinação do modelo estimado abaixo.

Tabela 12 – Estimação por efeitos fixos da relação entre o *Gap* do desempenho em Leitura e a desigualdade de oportunidades - Brasil - 2006 a 2015

Variável dependente: [<i>Gap</i> do desempenho]	{1}	{2}	{3}	{4 - full}
[A] $IOP_{i,t}$	0,025* (0,007)	0,025** (0,005)	0,028* (0,009)	0,031+ (0,012)
R^2	0,415	0,415	0,517	0,560
[B] $IOP_{i,t}$	0,026* (0,006)	0,027** (0,005)	0,028* (0,008)	0,029* (0,010)
R^2	0,459	0,475	0,551	0,572
[C] $IOP_{i,t}$	0,020* (0,005)	0,021** (0,003)	0,023* (0,006)	0,021* (0,007)
R^2	0,459	0,464	0,562	0,583
$GapIOP_{i,t}$		Sim	Sim	Sim
$IOP_{i,t-1}$			Sim	Sim
$GapIOP_{i,t-1}$			Sim	Sim
$Gap_{i,t-1}$			Sim	Sim
$GapTamanho\ da\ turma_{i,t}$				Sim
$GapDistorção\ Idade\ Série_{i,t}$				Sim
$GapTaxa\ de\ Reprovação_{i,t}$				Sim
Efeito Fixo de Estado	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeito Fixo de Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim
Observações	107	107	80	80

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados PISA 2006, 2009, 2012 e 2015. Erros padrões robustos clusterizados por região em parênteses. + $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

As estimativas reportadas na Tabela 12 sugerem uma relação positiva e significativa da desigualdade de oportunidades com o *gap* do desempenho entre escolas privadas e públicas na avaliação de Leitura. Além disso, as estimativas se mostraram pouco sensíveis à distintas especificações. Isto é, à medida que importantes controles foram sendo adicionados ao modelo, o efeito da desigualdade de oportunidades sobre o *gap* de desempenho entre os dois tipos de escola recebe pouca influência, sinalizando certa robustez das estimativas mostradas. Considerando o modelo completamente especificado, a relação estimada sugere que o aumento na desigualdade de oportunidades pode ampliar o *gap* de leitura entre escolas privadas e públicas em até 3%. Esses resultados são semelhantes em relação ao aprendizado em Matemática e Ciências.

Além disso, seguindo Marrero e Rodríguez (2013), apresenta-se uma análise adicional de sensibilidade das estimativas para mostrar o quão robustos são os resultados quando potenciais *outliers*, identificados no Gráfico 6 no caso do aprendizado em Leitura, são excluídos da amostra. Utilizando o modelo completamente especificado (*full* - Modelo {4} da Tabela 12), novas estimativas são realizadas, excluindo da amostra um estado de cada vez. No caso do aprendizado em Leitura, os Estados do Amapá e Rondônia, no ano de 2012, e Goiás, em 2009, foram excluídos. Já na avaliação de Matemática, o Estado da Paraíba, em 2006, também é excluído e no aprendizado de Ciências, desses quatro estados citados anteriormente, apenas a exclusão do Estado de Goiás não foi realizada.

A Tabela 13, a seguir, mostra a sensibilidade do coeficiente β da equação 16 quando distintas observações são excluídas da amostra. O primeiro painel da Tabela 13 corresponde ao efeito da desigualdade de oportunidades sobre o *gap* de desempenho de escolas privadas e públicas em Leitura, no segundo painel sobre o *gap* de Matemática e o terceiro sobre o *gap* em Ciências. Para simplificar a apresentação desses resultados, apenas o coeficiente de interesse é reportado na Tabela 13, em que cada coluna representa a exclusão de um só estado em destaque.

Tabela 13 - Análise de sensibilidade do coeficiente da desigualdade de oportunidade ao excluir estados da amostra - Brasil - 2006 a 2015

Variável Dependente: <i>gap</i> do desempenho		<i>Full</i>	Paraíba (2006)	Goiás (2009)	Rondônia (2012)	Amapá (2012)
[A]	IOPi,t	0,031+	-	0,025*	0,028+	0,031+
		(0,012)	-	(0,006)	(0,013)	(0,012)
	R2	0,560	-	0,581	0,566	0,512
	Obs.	80	-	79	79	79
[B]	IOPi,t	0,029*	0,029*	0,022**	0,026+	0,028*
		(0,010)	(0,010)	(0,003)	(0,012)	(0,010)
	R2	0,572	0,603	0,584	0,573	0,498
	Obs.	80	79	79	79	79
[C]	IOPi,t	0,021*	0,022*	-	0,019	0,024**
		(0,007)	(0,007)	-	(0,010)	(0,007)
	R2	0,583	0,610	-	0,595	0,511
	Obs.	80	79	-	79	79

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados PISA 2006, 2009, 2012 e 2015. Erros padrões robustos clusterizados por região em parênteses. + $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Os resultados sugerem que, mesmo após a exclusão dos potenciais estados *outliers* em termos de desigualdade de oportunidades e *gap* de desempenho nas avaliações PISA, o coeficiente associado à desigualdade de oportunidades permanece semelhante às estimativas no modelo *full*, tanto em termos de magnitude do coeficiente quanto em relação a sua

significância. Apenas a exclusão do Estado de Rondônia, em 2012, tende a modificar a importância estatística do efeito da desigualdade de oportunidades sobre o *gap* de desempenho em Ciências. Portanto, qualquer erro de mensuração associado ao cálculo do *gap* de desempenho e a desigualdade de oportunidades nesses estados parece não influenciar as estimativas da relação entre essas duas dimensões.

3.6 Conclusões

O papel da educação como fator relevante para explicar os resultados individuais, econômicos ou não, é consensual na literatura, sendo inclusive associado ao crescimento econômico. Ter acesso a uma escolarização de qualidade, entretanto, está essencialmente associado a uma questão de oportunidades. Ter melhores oportunidades possibilita que determinada parcela da sociedade tenha vantagens comparativas em relação a outros no ponto de partida, embora os diferenciais de resultados não sejam completamente explicados por essas oportunidades. O esforço e/ou a sorte podem e, deveriam ser, os principais fatores a explicar as desigualdades nos resultados individuais. Se uma pessoa possui mais oportunidades educacionais do que outro em fases iniciais da vida e exercendo o mesmo nível de esforço, então essa desigualdade de oportunidades poderia refletir sobre a construção de suas habilidades e, conseqüentemente, sobre os ganhos econômicos em outra fase da vida, persistindo a desigualdade.

Nesse sentido, desigualdade de oportunidades em educação recebe atenção de pesquisadores diversos que buscaram mensurar essa medida de desigualdade em pontuações de testes. Evidências anteriores também mostram sua influência sobre gastos educacionais e número de matrículas, por exemplo.; contudo, a relação desse tipo de desigualdade sobre o *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas ainda é uma questão aberta. Ter acesso a escolas privadas, geralmente reconhecidas pela qualidade em relação a escolas públicas, é uma questão de oportunidades associadas às condições socioeconômicas da família, especialmente em países em desenvolvimento como o Brasil. Em média, estudantes de escolas privadas desempenham melhor em testes, sendo o *gap* no Brasil superior a 90 pontos no PISA. Nesse sentido, este estudo teve como objetivo principal analisar tendências da desigualdade de oportunidades em desempenho dos estudantes em testes no Brasil, bem como segundo o tipo de escola e sua relação com os diferenciais de desempenho educacional entre os dois tipos de escola.

Utilizando dados do PISA, a desigualdade de oportunidades estimada no presente estudo corresponde ao r-quadrado de um modelo ajustado entre a habilidade cognitiva em função de características pré determinadas, conhecidas como circunstâncias. Com base nos achados deste estudo, conclui-se que a desigualdade de oportunidades no Brasil tem se reduzido nos últimos anos, embora evidências sugiram que a desigualdade de oportunidades tende a ser maior em escolas privadas. Isto é, a variação nos resultados educacionais dos estudantes em escolas privadas é explicada em maior proporção pelas características pré determinadas dos estudantes do que em escolas públicas, sendo a escolaridade e ocupação dos pais as que mais contribuem sobre essa porção. Além disso, por meio de uma estratégia de efeitos fixos de estados, encontram-se evidências de que a desigualdade de oportunidades possui uma associação positiva e significativa com *gap* de desempenho educacional dos estados brasileiros, mesmo após análises de sensibilidade a especificação do modelo e presença de potenciais *outliers*. Esses achados, contudo, devem ser interpretados com cautela, uma vez que medida de desigualdade de oportunidades mensurada no estudo desconsidera a influência de outras circunstâncias omitidas pela ausência de dados (raça, por exemplo), sendo essa uma questão a ser explorada em estudos futuros. Esses achados, entretanto, sugerem que uma política que visa a reduzir os diferenciais de desempenho entre escolas privadas e públicas deve, entre outros aspectos, reduzir a desigualdade de oportunidades.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo geral deste trabalho de tese foi analisar os fatores e fontes que influenciam os diferenciais observados no desempenho educacional entre estudantes de escolas privadas e públicas no Brasil em avaliações PISA. No primeiro capítulo, por exemplo, buscou-se decompor esses diferenciais com objetivo de verificar o quão podem ser explicados pelas diferenças em características observadas das pessoas, chamadas de fatores tangíveis, e o quão podem ser atribuídas a fatores não explicados, chamados de fatores intangíveis, entre os dois tipos de escola. Além disso, a contribuição detalhada dentro desses componentes pode ser explorada para estatísticas da distribuição de desempenho que vão além da média, no caso estudantes com variados níveis de performance em testes. Em geral, os resultados sugerem que diferenças nos atributos são mais relevantes que os fatores não explicados, embora não se verifique diferenças estatisticamente significativas entre os dois componentes, para explicar o *gap* de desempenho de estudantes no decorrer de toda distribuição de desempenho em Matemática. Os fatores não explicados, no entanto, ampliam sua relevância no decorrer da

distribuição do desempenho em Matemática para explicar o *gap* entre estudantes de escolas privadas e pública. Esses resultados confirmam a hipótese de que fatores intangíveis podem ser tão importantes quanto os fatores tangíveis na explicação do *gap* de desempenho entre os dois tipos de escola.

Já no segundo capítulo, investigou-se a relação entre o *gap* de desempenho educacional e a desigualdade de oportunidades, bem como foram vistos tendências e magnitudes da desigualdade de oportunidades segundo o tipo de escolas. Os resultados sugerem que a desigualdade de oportunidades no Brasil se reduziu, embora a variação no desempenho dos estudantes de escolas privadas seja ainda mais explicada por fatores pré determinados. Além disso, os resultados sinalizam que existe uma relação positiva e significativa entre desigualdade de oportunidades e o *gap* de desempenho entre os dois tipos de escola, confirmando a hipótese de que a desigualdade de oportunidades seria uma importante fonte para explicar os diferenciais.

Ante as perspectivas de ampliação dos gastos educacionais estabelecidos no Plano Nacional da Educação, os resultados aqui mostrados caminham no sentido de que, para reduzir as disparidades entre escolas privadas e públicas, outros fatores devem ser levados em consideração. Por exemplo, ampliar a eficiência por meio de uma gestão educacional nas escolas, autonomia, percepção dos professores e estudantes, pode ser tão relevante quanto a ampliação dos atributos de estudantes em escolas públicas. Além disso, reduzir as desigualdades em oportunidades educacionais consiste em uma importante fonte para explicar o *gap* de desempenho entre os dois tipos de escola.

REFERÊNCIAS

- ALBERNAZ, A.; FERREIRA, F.; FRANCO, C. Qualidade e equidade no ensino fundamental brasileiro. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 32, n. 3, p. 453–476, 2002.
- ANGRIST, J. D.; LAVY, V. Using maimonides' rule to estimate the effect of class size on scholastic achievement. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 114, n. 2, p. 533–575, 1999.
- ASADULLAH, M. N.; YALONETZKY, G. Inequality of educational opportunity in India: changes over time and across states. **World Development**, v. 40, n. 6, p. 1151–1163, 1 jun. 2012.
- BABCOCK, P.; BETTS, J. R. Reduced-class distinctions: Effort, ability, and the education production function. **Journal of Urban Economics**, v. 65, n. 3, p. 314–322, 2009.
- BARROS, R. P. *et al.* **Measuring inequality of opportunities in Latin America and the Caribbean**. Washington: The World Bank, 2009.

- BECKER, G. S. Investment in human capital: a theoretical analysis. **The Journal of Political Economy**, v. 70, n. 5, p. 9–49, 1962.
- BEHRMAN, J. R. .; ROSENZWEIG, M. R. .; TAUBMAN, P. Endowments and the allocation of schooling in the family and in the marriage market : the twins experiment. **Journal of Political Economy**, v. 102, n. 6, p. 1131–1174, 1994.
- BLINDER, A. S. Wage discrimination: reduced form and structural estimates. **Journal of Human resources**, v. 8, n. 4, p. 436–455, 1973.
- BOALER, J.; WILIAM, D.; BROWN, M. Students’ experiences of ability grouping-disaffection, polarisation and the construction of failure. **British Educational Research Journal**, v. 26, n. 5, p. 631–648, 2000.
- BOURGUIGNON, F.; FERREIRA, F. H. G.; MENENDEZ, M. Inequality of opportunity in Brazil. **Review of Income and Wealth**, v. 53, n. 4, p. 585–618, 2007.
- BRASIL. Ministério da Educação. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais ‘Anísio Teixeira’. **Lei Nº 13.005, de 25 de Junho de 2014. Aprova o Plano Nacional de Educação - PNE e dá outras providências**, 2014. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/CCIVIL_03/_Ato2011-2014/2014/Lei/L13005.htm>. Acesso em: 25 de abril de 2016.
- BRASIL. Ministério da Educação. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais ‘Anísio Teixeira’. **Brasil no PISA 2015: Análises e reflexões sobre o desempenho dos estudantes brasileiros**. 2016. OECD-Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico. — São Paulo : Fundação Santillana, 2016. Disponível em: http://download.inep.gov.br/acoes_internacionais/pisa/resultados/2015/pisa2015_completo_final_baixa.pdf. Acesso em: 26 de abril de 2017.
- BRASIL. Ministério da Educação. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais ‘Anísio Teixeira’. **Indicadores financeiros educacionais**. Disponível em: <<http://portal.inep.gov.br/indicadores-financeiros-educacionais>>. Acesso em: 26 de novembro de 2018.
- CARVALHO, M.; WALTENBERG, F. D. Desigualdade de oportunidades no acesso ao ensino superior no Brasil: uma comparação entre 2003 e 2013. **Economia Aplicada**, v. 19, n. 2, p. 369–396, 2015.
- CHECCHI, D.; PERAGINE, V. Inequality of opportunity in Italy. **The Journal of Economic Inequality**, v. 8, n. 4, p. 429–450, 2010.
- COLEMAN, J. S. Equality of educational opportunity. Washington, D.C.: U.S. Dept. of Health, Education, and Welfare, Office of Education/National Center for Education Statistics, 1966.
- COLEMAN, J. S.; KILGORE, S. B.; HOFFER, T. Public and private schools. **Society**, v. 19, n. 2, p. 4–9, 1982.
- COSTA, J. S. M. **Decentralization and school quality: evidence from Brazil’s direct cash to school program**. 2013.159f. Tese (Doutorado em Economia) - Pontifícia

Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Economia, 2013. Disponível em: http://www2.dbd.puc-rio.br/pergamum/tesesabertas/0912870_2013_completo.pdf. Acesso em: 28 de fevereiro de 2019.

- DAUDE, C. **Ascendance by descendants?: On intergenerational education mobility in Latin America**. OECD Development Centre, Working Paper N° 297, 2011.
- DIAZ, M. D. M. Desigualdade de oportunidades no ensino médio: ENEM. **Revista Economia & Tecnologia**, v. 22, n. 6, p. 121–128, 2010.
- DIAZ, M. D. M. (Des)Igualdades de oportunidades no ensino médio brasileiro: escolas públicas e privadas. **Revista Economia**, v. 13, n. 3, p. 553–568, 2012.
- DINARDO, J.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. Labor market institutions and the distribution of wages, 1973-1992: a semiparametric approach. **Econometrica**, v. 64, n. 5, p. 1001–1044, 1996.
- DONALD, S. G.; GREEN, D. A.; PAARSCH, H. J. Differences in wage distributions between Canada and the United States: an application of a flexible estimator of distribution functions in the presence of covariates. **The Review of economic studies**, v. 67, n. 4, p. 609–633, 2000.
- DUNCAN, K. C.; SANDY, J. Explaining the performance gap between public and private school students. **Eastern Economic Journal**, v. 33, n. 2, p. 177–191, 2007.
- ENTORF, H.; MINOIU, N. What a difference immigration policy makes: a comparison of PISA scores in Europe and traditional countries of immigration. **German Economic Review**, v. 6, n. 3, p. 355–376, 2005.
- ERSADO, L.; GIGNOUX, J. Egypt: inequality of opportunity in education. **Middle East Development Journal**, v. 9, n. 1, p. 22–54, 2 jan. 2017.
- FERREIRA, F. H. G.; GIGNOUX, J. The measurement of inequality of opportunity: Theory and an application to Latin America. **Review of Income and Wealth**, v. 57, n. 4, p. 622–657, 2011.
- FERREIRA, F. H. G.; GIGNOUX, J. The measurement of educational inequality: achievement and opportunity. **The World Bank Economic Review**, v. 28, n. 2, p. 210–246, 2014.
- FERTIG, M.; SCHMIDT, C. M. **The role of background factors for reading literacy: straight national scores in the PISA 2000 study**. IZA Discussion Papers, n° 545, Institute for the Study of Labor (IZA), Bonn, 2002.
- FERTIG, M.; WRIGHT, R. E. School quality, educational attainment and aggregation bias. **Economics Letters**, v. 88, n. 1, p. 109–114, 2005.
- FIGUEIREDO, E. A.; NOGUEIRA, L. C. B.; SANTANA, F. L. Igualdade de Oportunidades: Analisando o papel das circunstâncias no desempenho do ENEM. **Revista Brasileira de Economia**, v. 68, n. 3, p. 373–392, 2014.
- FIRPO, S.; FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T. Unconditional quantile regressions.

- Econometrica*, v. 77, n. 3, p. 953–973, 2009.
- FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T.; FIRPO, S. Decomposition methods in economics. **Handbook of Labor Economics**, v. 4, n. 1, p. 1–102, 2011.
- GAMBOA, L. F.; WALTENBERG, F. D. Inequality of opportunity for educational achievement in Latin America: evidence from PISA 2006–2009. **Economics of Education Review**, v. 31, n. 5, p. 694–708, 2012.
- GAMBOA, L. F.; WALTENBERG, F. D. Measuring inequality of opportunity in education by combining information on coverage and achievement in PISA. **Educational Assessment**, v. 20, n. 4, p. 320–337, 2015.
- GAMBOA, L.; LONDOÑO, E. Assessing educational unfair inequalities at a regional level in Colombia. **Lecturas de Economía**, v. 1, n. 83, p. 97–133, 2015.
- GANZEBOOM, H. B. G.; TREIMAN, D. J. Three internationally standardised measures for comparative research on occupational status. *In*: HOFFMEYER-ZLOTNIK, J. H. P. *et al.* (Ed.). **Advances in cross-national comparison: a European working book for demographic and socio-economic variables**. Springer, 2003, p. 159–193.
- GLEWWE, P. Schools and skills in developing countries: education policies and socioeconomic outcomes. **Journal of Economic Literature**, v. 40, n. 2, p. 436–482, 2002.
- GUIISO, L. *et al.* Culture, gender, and math. **Science** v. 320, n. 5880, p. 1164, 2008.
- HANUSHEK, E. A. **The production of education, teacher quality and efficiency**. Washington, D. C: ERIC Price, 1970.
- HANUSHEK, E. A. Conceptual and empirical issues in the estimation of educational production functions. **Journal of Human Resources**, v. 14, n. 3, p. 351–388, 1979.
- HANUSHEK, E. A. The failure of input-based schooling policies. **The Economic Journal**, v. 113, n. 485, p. 64–98, 2003.
- HECKMAN, J. J. Sample selection bias as a specification error. **Econometrica**, v. 47, n. 1, p. 153–161, 1979.
- IDZALIKA, R.; BUE, M. C. L. **Opportunities in education: are factors outside individual responsibility really persistent? Evidence from Indonésia, 1997-2007**. ECINEQ Working Paper n° 397, 2016.
- JIMENEZ, E.; LOCKHEED, M. E.; PAQUEO, V. the Relative Efficiency of Private and Public Schools in Developing Countries. **The World Bank Research Observer**, v. 6, n. 2, p. 205–218, 1991.
- JUÁREZ, F. W. C.; SOLOAGA, I. iop: Estimating ex-ante inequality of opportunity. **The Stata Journal**, v. 14, n. 4, p. 830-846, 2014.
- JUHN, C.; MURPHY, K. M.; PIERCE, B. Wage inequality and the rise in returns to skill. **Journal of political Economy**, v. 101, n. 3, p. 410–442, 1993.

- KRUEGER, A. B.; WHITMORE, D. M. The effect of attending a small class in the early grades on college-test taking and middle school test results: Evidence from Project STAR. **The Economic Journal**, v. 111, n. 468, p. 1–28, 2001.
- LAMARCHE, C. Private school vouchers and student achievement: A fixed effects quantile regression evaluation. **Labour Economics**, v. 15, n. 4, p. 575–590, 2008.
- LEE, V. E.; LOEB, S. School size in Chicago elementary schools: effects on teachers' attitudes and students' achievement. **American Educational Research Journal**, v. 37, n. 1, p. 3–31, 2000.
- LEFRANC, A.; PISTOLESI, N.; TRANNOY, A. Equality of opportunity and luck: definitions and testable conditions, with an application to income in France. **Journal of Public Economics**, v. 93, n. 11, p. 1189–1207, 2009.
- LOCKHEED, M. E.; BURNS, B. **School effects on achievement in secondary mathematics and Portuguese in Brazil**. Policy, Research, and External Affairs, Working Papers N° 525, The World Bank, 1990.
- LOUNKAEW, K. Explaining urban – rural differences in educational achievement in Thailand: evidence from PISA literacy data. **Economics of Education Review**, v. 37, n. 6, p. 213–225, 2013.
- LUBIENSKI, C. A.; LUBIENSKI, S. T. **The public school advantage: Why public schools outperform private schools**. Chicago: The University of Chicago Press, 2014.
- LUCAS, R. E. On the mechanics of economic development. **Journal of Monetary Economics**, v. 22, n. 1, p. 3–42, 1988.
- MACHADO, J. A. F.; MATA, J. Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. **Journal of Applied Econometrics**, v. 20, n. 4, p. 445–465, 2005.
- MACHIN, S.; MCNALLY, S. The literacy hour. **Journal of Public Economics**, v. 92, n. 5, p. 1441–1462, 2008.
- MANKIW, N. G.; ROMER, D.; WEIL, D. N. A contribution to the empirics of economic growth. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 107, n. 2, p. 407–437, 1992.
- MARKS, G. N. Family size, family type and student achievement: Cross-national differences and the role of socioeconomic and school factors. **Journal of Comparative Family Studies**, v. 37, n. 1, p. 1–24, 2006.
- MARRERO, G. A.; RODRÍGUEZ, J. G. Inequality of opportunity and growth. **Journal of Development Economics**, v. 104, p. 107–122, 2013.
- MELLY, B. Decomposition of differences in distribution using quantile regression. **Labour economics**, v. 12, n. 4, p. 577–590, 2005.
- MENEZES-FILHO, N.; PAZELLO, E. Do teachers' wages matter for proficiency? Evidence from a funding reform in Brazil. **Economics of Education Review**, v. 26, n. 6, p. 660–672, 2007.

- MICHELS, M. H. Gestão, formação docente e inclusão: eixos da reforma educacional brasileira que atribuem contornos à organização escolar. **Revista Brasileira de Educação**, v. 11, n. 33, p. 406–423, 2006.
- MINCER, J. Investment in human capital and personal income distribution. **The Journal of Political Economy**, v. 66, n. 4, p. 281–302, 1958.
- MORAES, A. G. E. DE; BELLUZZO, W. O diferencial de desempenho escolar entre escolas públicas e privadas no Brasil. **Nova Economia**, v. 24, n. 2, p. 409–430, 2014.
- OAXACA, R. Male-female wage differentials in urban labor markets. **International Economic Review**, v. 14, n. 3, p. 693–709, 1973.
- OAXACA, R. L.; RANSOM, M. R. On discrimination and the decomposition of wage differentials. **Journal of econometrics**, v. 61, n. 1, p. 5–21, 1994.
- OECD. Organisation for Economic Co-operation and Development. **PISA Data Analysis Manual SPSS® second edition**. 2009. Disponível em: http://archivos.agenciaeducacion.cl/Manual_de_Analisis_de_datos_SPSS_version_ingles.pdf. Acesso em: 15 de abril de 2015.
- OECD. Organisation for Economic Co-operation and Development. **PISA products**. 2018. Disponível em: <http://www.oecd.org/pisa/pisaproducts/pisa2012database-downloadabledata.htm>. Acesso em: 05 de maio de 2018.
- OECD. Organisation for Economic Co-operation and Development. **PISA 2012 Technical Report**. 2014. Disponível em: <https://www.oecd.org/pisa/pisaproducts/PISA-2012-technical-report-final.pdf>. Acesso em: 15 de abril de 2016.
- OECD. Organisation for Economic Co-operation and Development. **Programme for International Student Assessment (PISA) Results from PISA 2015**. 2016. Disponível em: <https://www.oecd.org/pisa/PISA-2015-Brazil-PRT.pdf>. Acesso em 26 de abril de 2016.
- OLIVEIRA, P. R. DE; BELLUZZO, W.; PAZELLO, E. T. Public-private sector differentials in Brazilian education: a counterfactual decomposition approach. *In*: Encontro Brasileiro de Econometria, 31., 2009, Foz do Iguaçu. **Anais [...]** Foz do Iguaçu, 2009.
- PATRINOS, H. A.; ARCIA, G.; MACDONALD, K. School autonomy and accountability in Thailand: does the gap between policy intent and implementation matter? **Prospects**, v. 45, n. 4, p. 429–445, 2015.
- PROCÓPIO, I. V.; FREGUGLIA, R. D. A. S.; CHEIN, F. Desigualdade de oportunidades na formação de habilidades: uma análise com dados longitudinais. **Economia Aplicada**, v. 19, n. 2, p. 326–348, 2015.
- ROEMER, J. E. **Equality of opportunity**. Cambridge MA: Harvard University Press, 1998.
- ROMER, P. M. Endogenous Technological Change. **Journal of Political Economy**, v. 98, n. 5, p. 71–102, 1990.
- ROUSE, C. E. Achievement: an evaluation of the Milwaukee. **The Quarterly Journal of**

Economics, v. 113, n. 2, May, p. 553–602, 1998.

SAKELLARIOU, C. Private or public school advantage? Evidence from 40 countries using PISA 2012-Mathematics. **Applied Economics**, v. 49, n. 29, p. 2875–2892, 2017.

SALEHI-ISFAHANI, D.; HASSINE, N. B.; ASSAAD, R. Equality of opportunity in educational achievement in the Middle East and North Africa. **The Journal of Economic Inequality**, v. 12, n. 4, p. 489–515, 2014.

SCHULTZ, T. W. Investment in human capital. **The American Economic Review**, v. 51, n. 1, p. 1–17, 1961.

SCHÜTZ, G.; URSPRUNG, H. W.; WOESSMANN, L. Education policy and equality of opportunity. **Kyklos**, v. 61, n. 2, p. 279–308, 2008.

SHORROCKS, A. Inequality Decomposition by Factor Components. **Econometrica**, v. 50, n. 1, p. 193–211, 1982.

TANGKITVANICH, S.; SASIWUTTIWAT, S. Revamping the Thai education system: Quality for all. **Thailand Development Research Institute Quarterly Review**, v. 27, n. 2, p. 3-12, 2012.

TAVARES, P. A. The impact of school management practices on educational performance: Evidence from public schools in São Paulo. **Economics of Education Review**, v. 48, n. 1, p. 1–15, 2015.

TODD, P. E.; WOLPIN, K. I. On the specification and estimation of the production function for cognitive achievement. **The Economic Journal**, v. 113, n. 485, p. 3–33, 2003.

TODD, P. E.; WOLPIN, K. I. The production of cognitive achievement in children: Home, school, and racial test score gaps. **Journal of Human capital**, v. 1, n. 1, p. 91–136, 2007.

VELOSO, F. A evolução recente e propostas para a melhoria da educação no Brasil. In: BACHA, E.; SCHWARTZMAN, S. (Eds.). **Brasil: a nova agenda social**. Rio de Janeiro-RJ: LTC, 2011. p. 215–253.

WITTE, J. F. Private school versus public school achievement: Are there findings that should affect the educational choice debate? **Economics of Education Review**, v. 11, n. 4, p. 371–394, 1992.

WOESSMANN, L. Schooling resources, educational institutions and student performance: the international evidence. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 65, n. 2, p. 117–170, 2003.

APÊNDICE A – Estimativas da densidade de Kernel

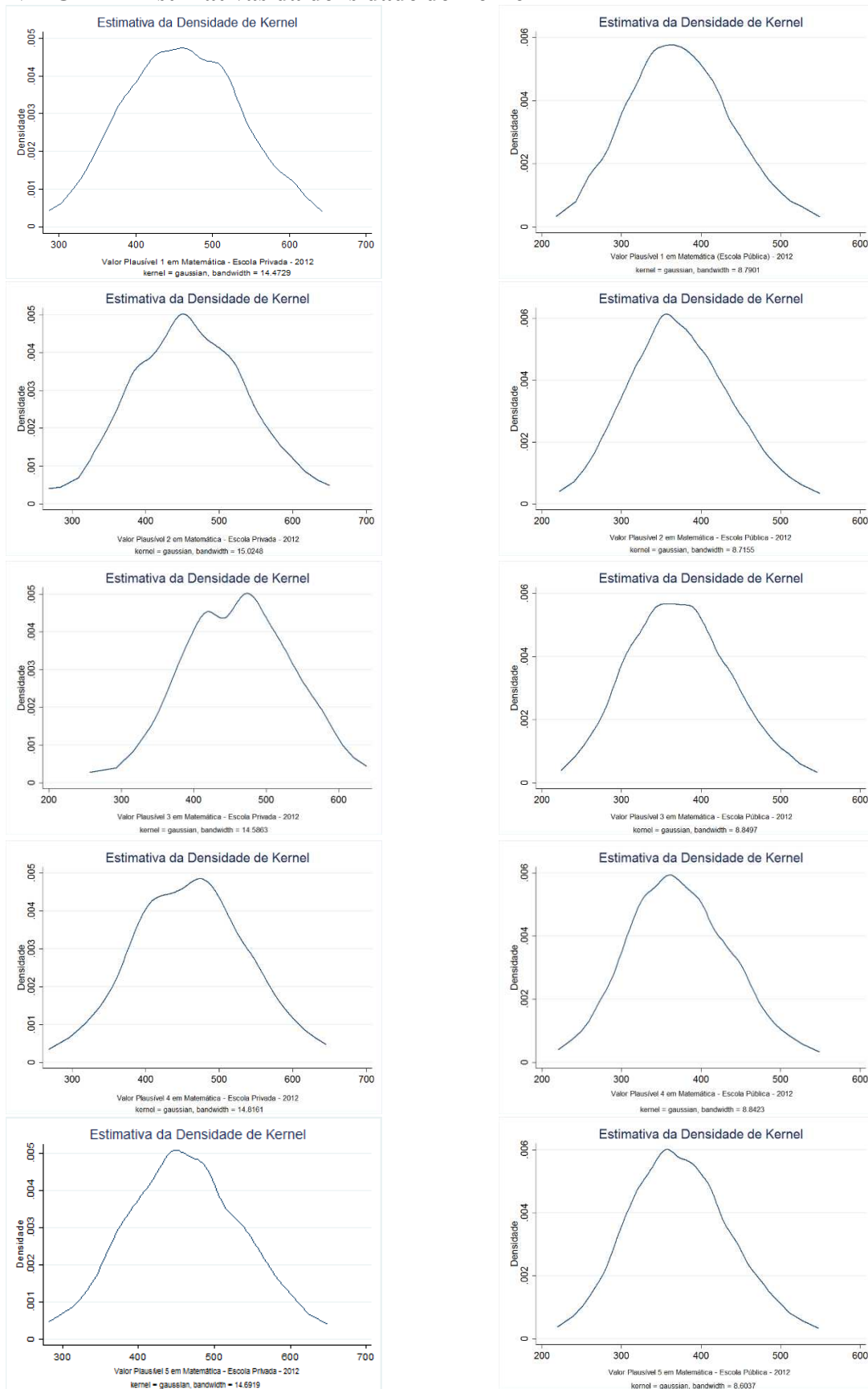


Gráfico 7 - Estimativas da densidade de Kernel segundo o tipo de escola e valores plausíveis
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do PISA 2012.

APÊNDICE B – Desempenhos médios em Leitura e Ciências

Tabela 14 - Pontuação média em Leitura segundo o quantil incondicional e o tipo de escola – Brasil – 2012

	Geral	Erro-Padrão	Escola Privada (A)	Erro-Padrão	Escola Pública (B)	Erro-Padrão	Diferença = (A) – (B)
Média	424,713	3,225	488,083	7,571	410,755	2,702	77,328
Q10	327,092	3,723	378,048	2,527	315,869	3,954	62,179
Q20	361,511	3,152	415,757	3,159	349,562	3,139	66,195
Q30	386,799	3,606	443,966	4,406	374,206	3,661	69,760
Q40	403,720	2,882	465,302	4,599	390,156	2,438	75,146
Q50	423,047	3,009	486,516	6,007	409,067	2,469	77,449
Q60	440,529	3,195	509,442	9,145	425,349	2,122	84,093
Q70	457,615	2,648	525,287	3,621	442,709	1,727	82,577
Q80	489,413	4,548	551,894	7,508	475,650	4,793	76,245
Q90	522,536	5,030	591,220	17,189	507,408	4,170	83,812
Nº Obs.	11050		1700		9350		

Fonte: Elaborado própria, com base nos dados do PISA 2012. Erros- padrão robustos estimados por cluster de escola.

Tabela 15 – Pontuação média em Ciências segundo o quantil incondicional e o tipo de escola – Brasil – 2012

	Geral	Erro-Padrão	Escola Privada (A)	Erro-Padrão	Escola Pública (B)	Erro-Padrão	Diferença= (A)–(B)
Média	418,356	3,172	482,745	7,752	404,173	2,524	78,572
Q10	321,443	2,447	377,162	3,526	309,170	1,820	67,992
Q20	350,075	2,221	412,667	2,383	336,287	0,999	76,380
Q30	383,024	2,988	439,978	5,314	370,479	2,707	69,499
Q40	391,960	2,991	465,556	9,253	375,748	0,889	89,808
Q50	411,067	2,694	480,090	5,701	395,863	1,441	84,227
Q60	434,112	3,531	499,084	6,515	419,800	3,259	79,284
Q70	453,684	3,789	518,798	6,787	439,341	3,655	79,456
Q80	472,637	3,446	540,731	6,197	457,638	3,035	83,093
Q90	506,298	4,341	575,065	6,255	491,151	4,388	83,914
Nº Obs.	11050		1700		9350		

Fonte: Elaborado própria, com base nos dados do PISA 2012. Erros- padrão robustos estimados por cluster de escola.

APÊNDICE C – Estatísticas descritivas – 2000, 2003, 2006, 2009 e 2012

Tabela 16 – Média e Erro-padrão das circunstâncias - Brasil – 2000, 2003, 2006, 2009 e 2012

	MATH	READ	SCIE	2003	2006	2009	2012
Masculino	0,454	0,455	0,465	0,461	0,453	0,465	0,476
Feminino	0,546	0,545	0,535	0,539	0,547	0,535	0,524
	<i>0,018</i>	<i>0,014</i>	<i>0,017</i>	<i>0,011</i>	<i>0,009</i>	<i>0,005</i>	<i>0,005</i>
Mãe ISCED 0	0,041	0,041	0,041	0,074	0,151	0,097	0,091
	<i>0,006</i>	<i>0,005</i>	<i>0,006</i>	<i>0,008</i>	<i>0,008</i>	<i>0,006</i>	<i>0,005</i>
Mãe ISCED ½	0,549	0,560	0,566	0,421	0,436	0,442	0,394
	<i>0,026</i>	<i>0,022</i>	<i>0,024</i>	<i>0,017</i>	<i>0,012</i>	<i>0,011</i>	<i>0,010</i>
Mãe ISCED ¾	0,257	0,248	0,231	0,147	0,145	0,240	0,328
	<i>0,018</i>	<i>0,015</i>	<i>0,016</i>	<i>0,010</i>	<i>0,008</i>	<i>0,008</i>	<i>0,008</i>
Mãe ISCED 5/6	0,154	0,150	0,161	0,357	0,268	0,221	0,188
	<i>0,016</i>	<i>0,014</i>	<i>0,015</i>	<i>0,015</i>	<i>0,012</i>	<i>0,011</i>	<i>0,010</i>
Pai ISCED 0	0,061	0,058	0,055	0,084	0,177	0,126	0,133
	<i>0,008</i>	<i>0,007</i>	<i>0,008</i>	<i>0,009</i>	<i>0,010</i>	<i>0,006</i>	<i>0,006</i>
Pai ISCED ½	0,539	0,545	0,558	0,409	0,415	0,423	0,389
	<i>0,024</i>	<i>0,021</i>	<i>0,023</i>	<i>0,016</i>	<i>0,011</i>	<i>0,010</i>	<i>0,009</i>
Pai ISCED ¾	0,202	0,221	0,208	0,147	0,138	0,222	0,305
	<i>0,016</i>	<i>0,015</i>	<i>0,018</i>	<i>0,009</i>	<i>0,007</i>	<i>0,007</i>	<i>0,008</i>
Pai ISCED 5/6	0,198	0,176	0,178	0,361	0,269	0,229	0,174
	<i>0,019</i>	<i>0,015</i>	<i>0,018</i>	<i>0,015</i>	<i>0,012</i>	<i>0,011</i>	<i>0,010</i>
Mãe Ocupação 1	0,353	0,351	0,351	0,497	0,508	0,520	0,398
	<i>0,021</i>	<i>0,019</i>	<i>0,021</i>	<i>0,018</i>	<i>0,013</i>	<i>0,011</i>	<i>0,010</i>
Mãe Ocupação 2	0,298	0,302	0,304	0,209	0,176	0,186	0,308
	<i>0,016</i>	<i>0,014</i>	<i>0,017</i>	<i>0,010</i>	<i>0,007</i>	<i>0,006</i>	<i>0,007</i>
Mãe Ocupação 3	0,349	0,347	0,345	0,294	0,316	0,294	0,294
	<i>0,024</i>	<i>0,021</i>	<i>0,023</i>	<i>0,020</i>	<i>0,013</i>	<i>0,012</i>	<i>0,012</i>
Pai Ocupação 1	0,126	0,129	0,133	0,236	0,401	0,254	0,267
	<i>0,013</i>	<i>0,012</i>	<i>0,015</i>	<i>0,016</i>	<i>0,014</i>	<i>0,009</i>	<i>0,009</i>
Pai Ocupação 2	0,508	0,516	0,516	0,493	0,284	0,457	0,488
	<i>0,023</i>	<i>0,019</i>	<i>0,023</i>	<i>0,018</i>	<i>0,010</i>	<i>0,010</i>	<i>0,010</i>
Pai Ocupação 3	0,366	0,356	0,351	0,271	0,315	0,289	0,245
	<i>0,024</i>	<i>0,021</i>	<i>0,022</i>	<i>0,021</i>	<i>0,013</i>	<i>0,012</i>	<i>0,011</i>
15 mil hab	0,153	0,151	0,153	0,249	0,257	0,186	0,191
	<i>0,024</i>	<i>0,024</i>	<i>0,025</i>	<i>0,033</i>	<i>0,025</i>	<i>0,020</i>	<i>0,019</i>
15 mil a 100 mil hab	0,255	0,264	0,275	0,252	0,333	0,309	0,330
	<i>0,032</i>	<i>0,033</i>	<i>0,035</i>	<i>0,032</i>	<i>0,028</i>	<i>0,026</i>	<i>0,025</i>
Mais de 100 mil hab	0,593	0,585	0,572	0,499	0,410	0,505	0,479
	<i>0,037</i>	<i>0,038</i>	<i>0,039</i>	<i>0,038</i>	<i>0,029</i>	<i>0,029</i>	<i>0,026</i>
Pais Nativos	0,992	0,989	0,986	0,993	0,977	0,993	0,993
Pais Migrantes	0,008	0,011	0,014	0,007	0,023	0,007	0,007
	<i>0,003</i>	<i>0,002</i>	<i>0,004</i>	<i>0,002</i>	<i>0,002</i>	<i>0,002</i>	<i>0,001</i>
Privado	0,153	0,155	0,154	0,173	0,146	0,133	0,186
Público	0,847	0,845	0,846	0,827	0,854	0,867	0,814
	<i>0,027</i>	<i>0,028</i>	<i>0,027</i>	<i>0,032</i>	<i>0,020</i>	<i>0,019</i>	<i>0,023</i>
N	1820941	1853532	1874702	1537541	1607842	1740708	1977681

Fonte: Elaborado própria, com base nos dados do PISA 2000 a 2015. Erros-Padrão em itálico.

Tabela 17 – Estatísticas descritivas, segundo o tipo de escola - Brasil – 2000, 2003, 2006, 2009 e 2012

Circunstâncias	Privado										Público									
	2000	2003	2006	2009	2012	2000	2003	2006	2009	2012	2000	2003	2006	2009	2012					
<i>Masculino</i>	0,445	0,030	0,445	0,029	0,459	0,019	0,458	0,011	0,486	0,014	0,457	0,016	0,465	0,011	0,452	0,010	0,466	0,006	0,473	0,005
<i>Feminino</i>	0,555	0,030	0,555	0,029	0,541	0,019	0,542	0,011	0,514	0,014	0,543	0,016	0,535	0,011	0,548	0,010	0,534	0,006	0,527	0,005
<i>Mãe ISCED 0</i>	-	-	0,007	0,004	0,017	0,008	0,008	0,004	0,008	0,002	0,049	0,005	0,088	0,009	0,173	0,009	0,111	0,006	0,110	0,005
<i>Mãe ISCED 1/2</i>	0,194	0,031	0,138	0,021	0,154	0,021	0,132	0,016	0,139	0,015	0,628	0,022	0,480	0,014	0,484	0,010	0,489	0,009	0,452	0,009
<i>Mãe ISCED 3/4</i>	0,401	0,029	0,263	0,024	0,204	0,017	0,310	0,024	0,387	0,020	0,220	0,016	0,123	0,009	0,135	0,008	0,229	0,008	0,314	0,008
<i>Mãe ISCED 5/6</i>	0,405	0,043	0,591	0,028	0,625	0,031	0,551	0,033	0,467	0,030	0,103	0,011	0,308	0,013	0,207	0,009	0,171	0,006	0,124	0,005
<i>Pai ISCED 0</i>	0,003	0,002	0,010	0,005	0,014	0,005	0,015	0,005	0,020	0,005	0,068	0,008	0,099	0,010	0,205	0,010	0,143	0,007	0,158	0,007
<i>Pai ISCED 1/2</i>	0,211	0,039	0,161	0,026	0,164	0,020	0,146	0,016	0,167	0,019	0,607	0,021	0,460	0,014	0,458	0,010	0,466	0,008	0,439	0,008
<i>Pai ISCED 3/4</i>	0,351	0,036	0,251	0,022	0,208	0,022	0,306	0,022	0,393	0,020	0,197	0,015	0,125	0,009	0,127	0,007	0,209	0,007	0,285	0,008
<i>Pai ISCED 5/6</i>	0,435	0,050	0,577	0,033	0,614	0,026	0,533	0,033	0,419	0,032	0,128	0,013	0,315	0,013	0,210	0,009	0,183	0,007	0,118	0,006
<i>Mãe Ocupação 1</i>	0,071	0,023	0,221	0,024	0,204	0,025	0,218	0,017	0,157	0,012	0,403	0,020	0,555	0,017	0,560	0,012	0,566	0,010	0,453	0,009
<i>Mãe Ocupação 2</i>	0,216	0,025	0,117	0,012	0,063	0,008	0,117	0,012	0,207	0,018	0,318	0,016	0,228	0,010	0,195	0,008	0,196	0,006	0,331	0,007
<i>Mãe Ocupação 3</i>	0,713	0,036	0,662	0,029	0,733	0,029	0,665	0,023	0,636	0,024	0,279	0,020	0,216	0,014	0,245	0,010	0,237	0,008	0,216	0,007
<i>Pai Ocupação 1</i>	0,042	0,011	0,112	0,015	0,107	0,013	0,094	0,012	0,127	0,011	0,145	0,014	0,262	0,018	0,451	0,014	0,279	0,009	0,299	0,009
<i>Pai Ocupação 2</i>	0,239	0,035	0,239	0,035	0,141	0,019	0,232	0,023	0,319	0,028	0,566	0,019	0,546	0,016	0,308	0,010	0,491	0,008	0,526	0,009
<i>Pai Ocupação 3</i>	0,719	0,038	0,649	0,037	0,752	0,021	0,674	0,030	0,554	0,030	0,289	0,021	0,192	0,015	0,241	0,009	0,230	0,008	0,174	0,006
<i>15 mil hab</i>	0,042	0,031	0,043	0,037	0,046	0,024	0,019	0,011	0,038	0,024	0,171	0,028	0,293	0,038	0,293	0,029	0,211	0,023	0,225	0,022
<i>15 a 100 mil hab</i>	0,282	0,087	0,210	0,083	0,315	0,071	0,222	0,070	0,162	0,051	0,260	0,036	0,261	0,035	0,336	0,030	0,322	0,028	0,369	0,027
<i>Mais 100 mil hab</i>	0,676	0,089	0,747	0,088	0,640	0,072	0,758	0,071	0,800	0,054	0,569	0,042	0,446	0,040	0,371	0,031	0,466	0,031	0,406	0,028
<i>Pais Nativos</i>	0,977	0,009	0,981	0,010	0,989	0,004	0,998	0,001	0,990	0,005	0,991	0,002	0,995	0,001	0,976	0,003	0,992	0,002	0,993	0,001
<i>Pais Migrantes</i>	0,023	0,009	0,019	0,010	0,011	0,004	0,002	0,001	0,010	0,005	0,009	0,002	0,005	0,001	0,024	0,003	0,008	0,002	0,007	0,001
N	288162	266451	234348	232062	367725	1565370	1271090	1373494	1508646	1609956										

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2000 a 2015. Erros-Padrão em itálico.

APÊNDICE D – Gap de desempenho e desigualdade de oportunidades por estados brasileiros

Tabela 18 - Gap do desempenho em Matemática entre escolas privadas e públicas e desigualdade de oportunidades, segundo os estados brasileiros – 2006, 2009, 2012 e 2015

<i>UF</i>	<i>2006</i>		<i>2009</i>		<i>2012</i>		<i>2015</i>	
	<i>GAP</i>	<i>IOP</i>	<i>GAP</i>	<i>IOP</i>	<i>GAP</i>	<i>IOP</i>	<i>GAP</i>	<i>IOP</i>
<i>RO</i>	41,341	0,110	106,117	0,201	27,436	0,125	112,812	0,212
<i>AC</i>	128,730	0,391	67,094	0,148	87,955	0,231	78,047	0,292
<i>AM</i>	162,221	0,330	98,213	0,225	133,453	0,171	52,937	0,212
<i>RR</i>	52,783	0,280	124,170	0,207	121,523	0,262	81,440	0,167
<i>PA</i>	123,802	0,338	62,499	0,176	79,915	0,306	115,049	0,167
<i>AP</i>	111,760	0,276	47,894	0,196	22,096	0,187		
<i>TO</i>	182,433	0,307	114,432	0,176	108,741	0,214	69,252	0,148
<i>MA</i>	156,624	0,334	104,988	0,207	107,962	0,358	89,016	0,271
<i>PI</i>	48,391	0,158	95,210	0,294	120,324	0,356	111,471	0,350
<i>CE</i>	163,408	0,477	146,274	0,238	49,534	0,274	122,374	0,277
<i>RN</i>	76,087	0,285	88,053	0,189	127,711	0,363	63,687	0,131
<i>PB</i>	40,222	0,434	64,422	0,365	87,475	0,401	98,140	0,192
<i>PE</i>	165,450	0,365	126,131	0,228	51,540	0,190	61,483	0,223
<i>AL</i>	109,925	0,433	85,434	0,316	92,222	0,197	120,339	0,394
<i>SE</i>	125,932	0,427	80,392	0,169	65,164	0,217	98,295	0,352
<i>BA</i>	91,933	0,267	63,274	0,324	125,032	0,326	88,719	0,165
<i>MG</i>	137,653	0,281	146,615	0,379	59,013	0,196	114,232	0,153
<i>ES</i>	95,332	0,297	88,881	0,174	111,639	0,281	75,995	0,258
<i>RJ</i>	162,778	0,415	122,487	0,337	79,984	0,244	75,121	0,126
<i>SP</i>	87,062	0,143	116,084	0,162	96,496	0,195	108,800	0,170
<i>PR</i>	197,716	0,278	95,882	0,275	123,177	0,282	93,528	0,307
<i>SC</i>	132,284	0,259	101,392	0,206	70,567	0,180	75,613	0,207
<i>RS</i>	86,203	0,250	123,264	0,259	46,690	0,070	51,750	0,191
<i>MS</i>	131,918	0,191	113,710	0,245	92,600	0,313	77,663	0,218
<i>MT</i>	104,548	0,218	43,022	0,136	99,560	0,212	74,981	0,132
<i>GO</i>	124,654	0,330	31,081	0,161	91,069	0,263	139,184	0,370
<i>DF</i>	123,362	0,364	93,580	0,269	103,968	0,343	109,848	0,285

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2006 a 2015

Tabela 19 - Gap do desempenho em Ciências entre escolas privadas e públicas e desigualdade de oportunidades segundo os estados brasileiros – 2006, 2009, 2012 e 2015

UF	2006		2009		2012		2015	
	<i>GAP</i>	IOP	<i>GAP</i>	IOP	<i>GAP</i>	IOP	<i>GAP</i>	IOP
11	59,755	0,169	59,863	0,199	31,235	0,114	128,709	0,185
12	110,958	0,312	52,932	0,093	66,682	0,154	70,553	0,248
13	140,653	0,289	78,112	0,194	120,191	0,118	59,255	0,189
14	80,210	0,232	114,106	0,186	144,121	0,221	76,584	0,121
15	118,416	0,280	86,202	0,133	73,799	0,230	122,277	0,167
16	124,145	0,242	50,096	0,095	16,181	0,203		
17	174,455	0,349	80,085	0,140	92,555	0,178	78,044	0,130
21	148,430	0,302	82,722	0,173	101,584	0,310	92,734	0,339
22	79,615	0,153	97,364	0,263	98,761	0,272	127,662	0,394
23	129,725	0,369	144,708	0,169	64,352	0,224	124,062	0,260
24	73,742	0,269	93,212	0,132	108,383	0,314	65,605	0,106
25	65,491	0,472	59,837	0,310	83,441	0,344	104,778	0,197
26	148,049	0,279	124,535	0,201	54,826	0,180	83,125	0,232
27	104,603	0,340	115,556	0,317	72,866	0,169	115,478	0,389
28	123,172	0,398	85,574	0,221	64,596	0,227	95,278	0,361
29	88,930	0,183	75,435	0,237	126,540	0,281	101,818	0,134
31	133,250	0,247	144,247	0,386	67,344	0,187	112,185	0,132
32	71,960	0,221	60,071	0,141	106,166	0,263	66,322	0,225
33	139,565	0,404	117,326	0,333	84,203	0,220	64,556	0,100
35	85,911	0,116	115,592	0,161	86,690	0,183	105,770	0,155
41	178,315	0,243	109,258	0,268	119,774	0,239	83,570	0,310
42	114,886	0,255	84,959	0,190	51,010	0,189	72,772	0,165
43	98,948	0,244	136,484	0,247	38,435	0,064	43,199	0,190
50	119,894	0,180	93,468	0,209	73,145	0,258	76,800	0,205
51	44,352	0,145	43,695	0,104	111,906	0,192	78,547	0,113
52	117,136	0,294	37,169	0,131	95,207	0,209	129,397	0,352
53	87,613	0,351	90,085	0,219	84,433	0,311	107,200	0,214

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2006 a 2015

APÊNDICE E – Gap do desempenho e Desigualdade de Oportunidades em avaliações PISA

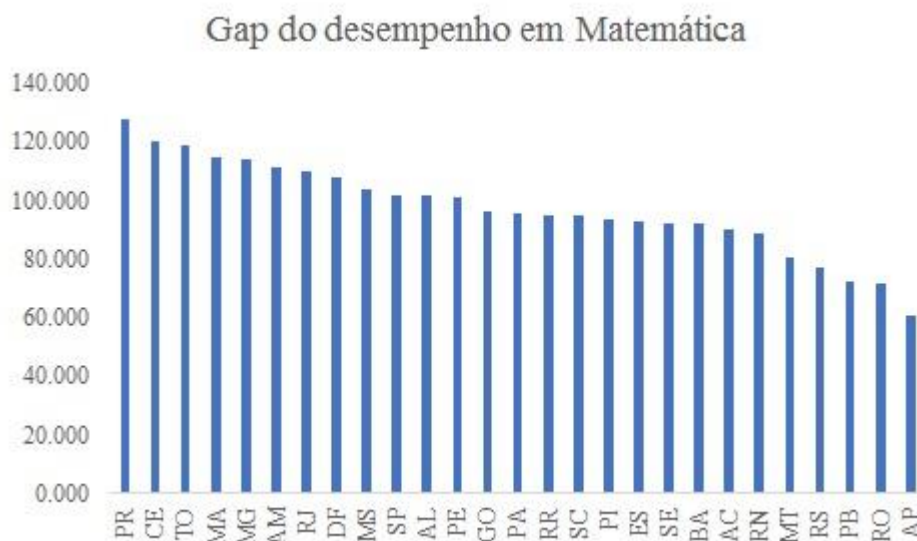


Gráfico 8 - Gap do desempenho médio em Matemática entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015
 Fonte: Elaboração própria com base nos dados PISA 2006, 2009, 2012 e 2015.

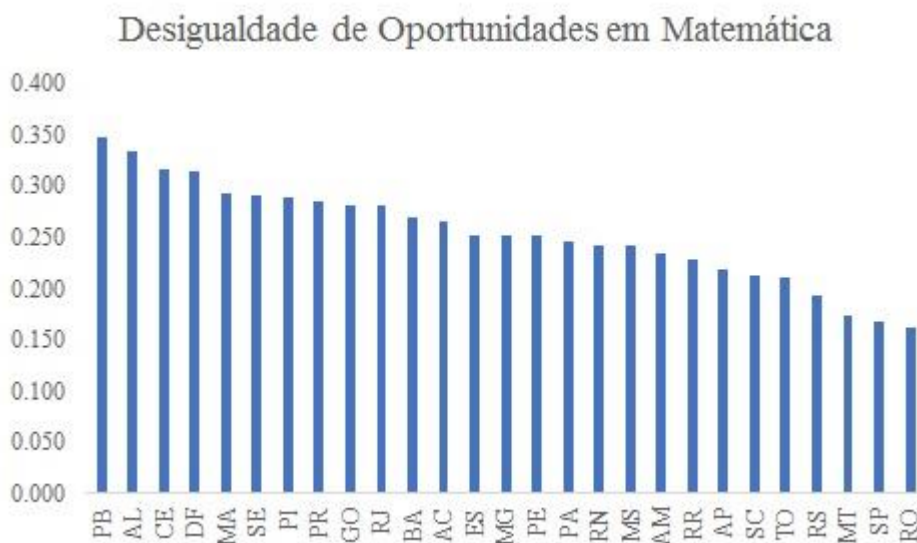


Gráfico 9 - Desigualdade de Oportunidades em Matemática entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015

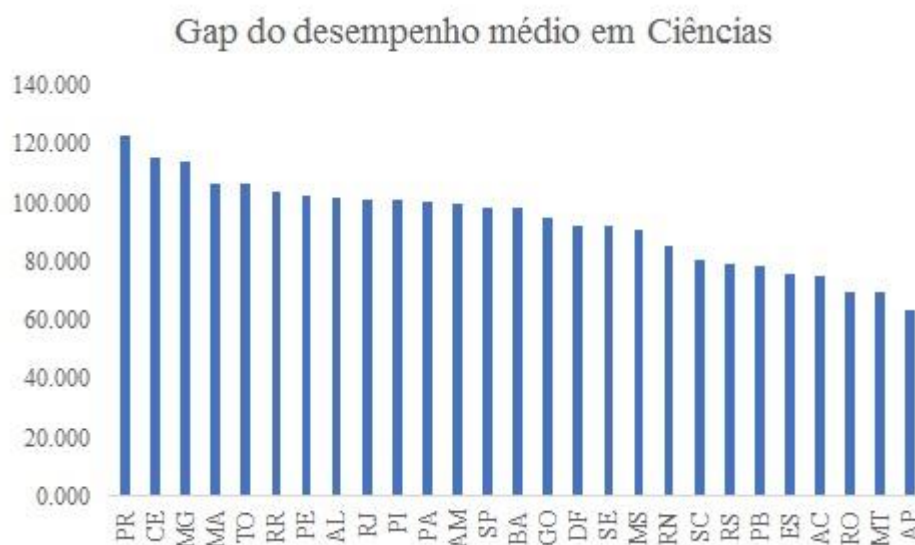


Gráfico 10 - *Gap* do desempenho médio em Ciências entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015



Gráfico 11 - Desigualdade de Oportunidades em Ciências entre escolas privadas e públicas - Estados brasileiros – Média do período 2006 a 2015

APÊNDICE F – Relação entre o *gap* do desempenho e desigualdade de oportunidades

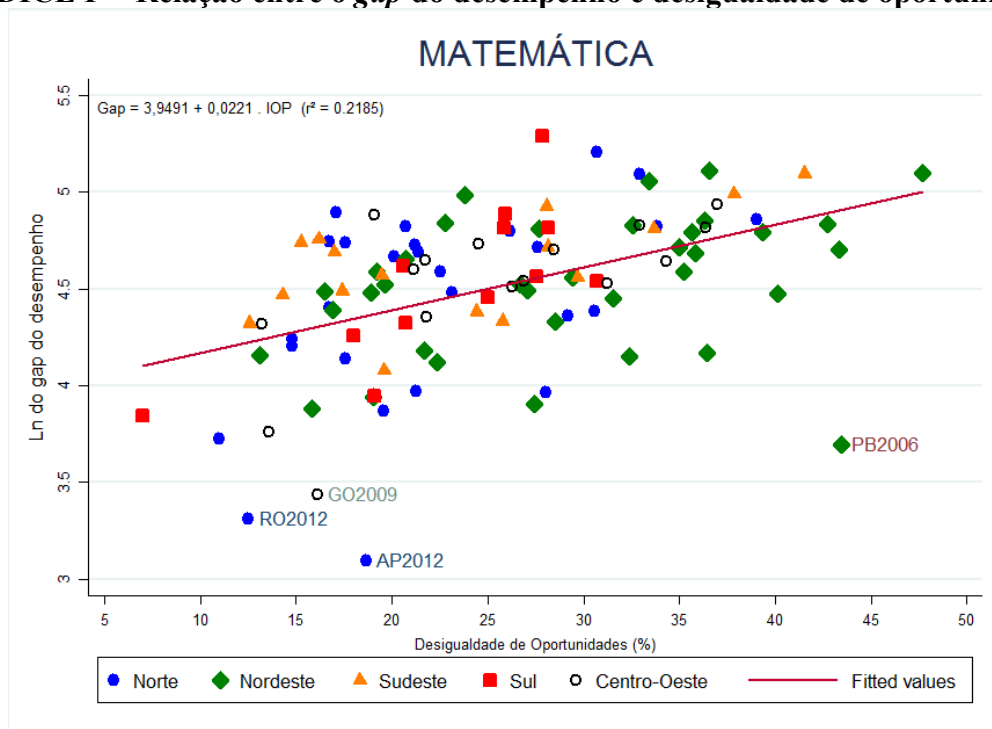


Gráfico 12 - Dispersão da desigualdade de oportunidades e *gap* do desempenho em Matemática no Brasil - pool das observações em 2006, 2009, 2012, 2015

Fonte: Elaboração própria com base nos dados PISA 2006, 2009, 2012 e 2015. Outliers: AP2012 (Amapá em 2012), PB2006 (Paraíba em 2006), RO2012 (Rondônia em 2012) e GO2009 (Goiás em 2009).

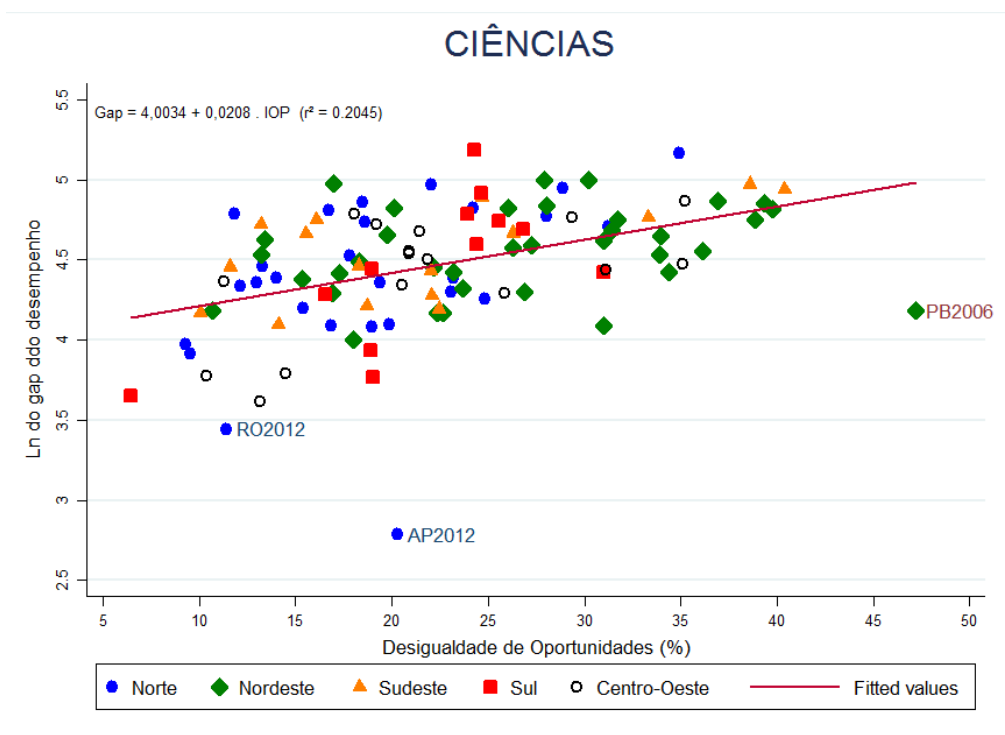


Gráfico 13 - Dispersão da desigualdade de oportunidades e *gap* do desempenho em Ciências no Brasil - pool das observações em 2006, 2009, 2012, 2015

Fonte: Elaboração própria com base nos dados PISA 2006, 2009, 2012 e 2015. Outliers: AP2012 (Amapá em 2012), PB2006 (Paraíba em 2006) e RO2012 (Rondônia em 2012)