



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA
E CONTABILIDADE - FEAAC
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA**

MÁRCIO AURÉLIO FROTA PEREIRA

ENSAIOS EM ECONOMIA DA EDUCAÇÃO COM DADOS DO PISA

FORTALEZA

2022

MÁRCIO AURÉLIO FROTA PEREIRA

ENSAIOS EM ECONOMIA DA EDUCAÇÃO COM DADOS DO PISA

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em economia.

Orientador: Prof. Dr. Ronaldo de Albuquerque e Arraes (*in memoriam*).

Coorientador: Prof. Dr. Guilherme Diniz Irffi.

FORTALEZA

2022

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

P493e Pereira, Márcio Aurélio Frota.
ENSAIOS EM ECONOMIA DA EDUCAÇÃO COM DADOS DO PISA / Márcio Aurélio Frota
Pereira. – 2022.
211 f. : il. color.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia, Administração, Atuária, Contabilidade, Programa de Pós-Graduação em Administração e Controladoria, Fortaleza, 2022.
Orientação: Prof. Dr. Guilherme Diniz Irffi.

1. Performance Acadêmica. 2. Habilidades Socioemocionais . 3. Primeira Infância. 4. Desigualdade de Desempenho entre os Gêneros. I. Título.

CDD 658

MÁRCIO AURÉLIO FROTA PEREIRA

ENSAIOS EM ECONOMIA DA EDUCAÇÃO COM DADOS DO PISA

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em economia.

Aprovada em: ____/____/____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Guilherme Diniz Irfi (coorientador)
Universidade Federal do Ceará(UFC)/CAEN

Dra. Maitê Rimekká Shirasu
Universidade Federal do Ceará(UFC)

Prof. Dr. Rafael Barros Barbosa
Universidade Federal do Ceará(UFC) – DEA

Prof^ª. Dra. Georgeana Amaral Maciel da Silveira
Universidade Federal do Ceará(UFC)

Dra. Janaína Rodrigues Feijó
Pesquisadora da FGV/IBRE

Ao professor Ronaldo de Albuquerque e Arraes (*in memoriam*). No qual, contribuiu imensamente para a minha formação.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, a DEUS pela força, pela capacidade, pela determinação e pela coragem.

A toda a minha família que é minha base de sustentação, em especial, a minha mãe Márcia e minha noiva Francisca, por estarem sempre ao meu lado, em todos os momentos, principalmente, os mais difíceis, o qual não foram poucos. Novamente a minha noiva, pela paciência devido aos momentos incontáveis de ausência. Aos meus irmãos Auricélio, Paulo e Gabriel e ao meu padrasto Julio.

Ao professor Ronaldo Arraes que me auxiliou de forma imensurável durante o meu doutorado, passando todo seu conhecimento e dedicação. Foi um amigo e um mestre sem igual. Aprendi muito com suas dicas, broncas e indicações.

Ao professor Guilherme Irffi, que prontamente aceitou me auxiliar e orientar na realização da tese. É um grande professor/orientador, no qual, contribuiu de forma singular para o meu desenvolvimento. Além disso, agradeço pela paciência nos momentos que perturbei pelo *whatsapp*, que não foram poucos.

Agradeço a Maitê, a Janaina, a Georgeana e ao Rafael por aceitarem participar da banca.

Agradeço a todos os professores e funcionários do CAEN/UFC, aos meus colegas de turma e à Universidade Federal do Ceará (UFC).

Agradeço também a Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento (Funcap) pela bolsa concedida durante o curso de Doutorado.

Enfim, a todos que contribuíram de alguma forma para a realização desse momento tão importante na minha vida. Obrigado a todos.

RESUMO

A presente tese é composta por três ensaios com os dados do PISA. O primeiro, “Primeira Infância e seu Impacto sobre o Desempenho dos Alunos no PISA”, foca na discussão da educação infantil e seus impactos no desempenho futuro. Para tanto, fez-se uso de dados do Brasil no PISA de 2018. As metodologias empregadas foram o *Propensity Score Matching* (PSM), o *Quantile Treatment Effects* (QTE), o *Propensity Score Generalized* (PSG) e a análise de sensibilidade de Rosenbaum (2002). A participação e a precocidade de entrada na educação infantil quando comparada aos que entraram mais tardiamente ou que não ingressaram, influencia positivamente o desempenho no PISA. De forma estratificada, esses resultados se mantêm, em partes, entre as medianas ou as melhores performances. Ao expor alunos a diferentes níveis de escolaridade, constatou-se efeitos heterogêneos sobre a performance. O retorno marginal do desempenho é crescente ao acréscimo de escolaridade nos anos iniciais, isso até 2 anos em matemática e 3 anos em ciências e em leitura. A análise de sensibilidade de Rosenbaum (2002) indicou que os resultados são robustos a variáveis não observáveis. O segundo ensaio, “A Empatia e a Conscientização sobre o Bullying afetam o Desempenho no PISA?”, investiga como a empatia e a conscientização em relação a questão do *bullying*, impactam sobre o desempenho acadêmico. Para tanto, utilizou-se dados do Brasil no PISA de 2018 e a técnica empregada foi a *Double/Debiased Machine Learning*. Através dos resultados, inferiu-se que alunos mais empáticos e/ou conscientes sobre o *bullying* apresentam melhor performance nas três competências do PISA. Esses resultados se mantêm mesmo ao fazer diversos cortes nos dados, a saber, por tamanho da localidade, por tipo de escola (pública ou privada) e por gênero. O aumento de performance é mais acentuado ao comparar estudantes que residem em regiões com mais de 1 milhão de habitantes ou que sejam meninas. Essa acentuação varia entre os tipos de escolas, no qual, está condicionado à forma de mensuração e ao tipo de habilidade considerada. Os resultados são robustos, dado que a análise de sensibilidade de Oster (2019) não constatou problemas de omissão de variáveis. O terceiro ensaio, “Decomposição Quantílica Incondicional dos Diferenciais de Desempenho entre os Gêneros”, foca no debate sobre a desigualdade entre meninos e meninas, comparando as diferenças das performances de estudantes brasileiros com os da OCDE nos exames do PISA de 2018. Para analisar a distribuição e decompor a nota, utilizou-se a metodologia de Firpo, Lemieux e Fortin (2018). A partir da diferença em pontos da distribuição de desempenho, pode-se concluir que há desigualdade nas três competências avaliadas, independente do nível de performance. Em geral, o desempenho dos meninos é

superior ao das meninas em matemática e em ciências, ao passo que, elas apresentam melhor desempenho em leitura. Além disso, inferiu-se que a desigualdade é maior no Brasil em matemática e em ciências, independente da performance, enquanto, em leitura, a desigualdade é maior na OCDE nas menores (10º e 25º quantil), nas medianas (quantil 50) e nas maiores performances (quantil 90).

Palavras chave: Desempenho Educacional; Primeira Infância; Habilidades Socioemocionais; Desigualdade entre os Gêneros.

Código JEL: I21; I24; I26; C52; C53.

ABSTRACT

This thesis is composed of three essays with PISA data. The first, “Early Childhood and its Impact on Student Performance in PISA”, focuses on the discussion of early childhood education and its impacts on future performance. For this purpose, data from Brazil in PISA 2018 was used. were the Propensity Score Matching (PSM), the Quantile Treatment Effects (QTE), the Propensity Score Generalized (PSG) and the sensitivity analysis by Rosenbaum (2002). later or who did not enter, positively influences the performance in PISA. In a stratified way, these results remain, in part, between the medians or the best performances. When exposing students to different levels of education, heterogeneous effects were observed on the performance. The marginal return on performance increases with the increase in schooling in the initial years, that is, up to 2 years in mathematics and 3 years in science and reading. Sensitivity analysis de Rosenbaum (2002) indicated that the results are robust to unobservable variables. The second essay, “Do Empathy and Awareness of Bullying Affect PISA Performance?”, investigates how empathy and awareness of bullying impacts academic performance. For that, data from Brazil was used in the 2018 PISA and the technique used was Double/Debiased Machine Learning. Through the results, it was inferred that students who are more empathetic and/or aware of bullying present better performance in the three PISA competencies. These results are maintained even when making several cuts in the data, namely, by location size, by type of school (public or private) and by gender. The performance increase is more pronounced when comparing students who live in regions with more than 1 million inhabitants or who are girls. This accentuation varies between the types of schools, in which it is conditioned to the form of measurement and the type of skill considered. The results are robust, given that Oster's (2019) sensitivity analysis did not find problems with omission of variables. The third essay, “Unconditional Quantile Decomposition of Gender Performance Gaps”, focuses on the debate on inequality between boys and girls, comparing the differences in the performances of Brazilian students with those of the OECD in the 2018 PISA exams. distribution and decompose the grade, the methodology of Firpo, Lemieux and Fortin (2018) was used. From the difference in points of the performance distribution, it can be concluded that there is inequality in the three evaluated competences, regardless of the performance level. In general, boys perform better than girls in math and science, while girls perform better in reading. In addition, it was inferred that inequality is greater in Brazil in mathematics and science, regardless of performance, while in

reading, inequality is greater in the OECD in the smallest (10th and 25th quantile), in the medians (50th quantile) and in the highest performances (quantile 90).

Key words: Educational Performance; Early Childhood; Socio-emotional skills; Gender Inequality.

JEL Code: I21; I24; I26; C52; C53.

LISTA DE FIGURAS

Figura E.1 - Distribuições antes (a esquerda) e depois (a direita) do pareamento para os tratamentos respondidos pelo aluno.....	64
Figura E.2 - Distribuições antes (a esquerda) e depois (a direita) do pareamento para os tratamentos respondidos pelo responsável.....	65
Figura 1 - Diferença nos escores das disciplinas por tratamento.....	93

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1.1 - D.R. e efeito marginal do tratamento em matemática.....	50
Gráfico 1.2 - D.R. e efeito marginal do tratamento em leitura.....	50
Gráfico 1.3 - D.R. e efeito marginal do tratamento em ciências.....	50
Gráfico 3.1 - Distribuição das notas de matemática – Brasil.....	147
Gráfico 3.2 – Distribuição das notas de matemática – OCDE.....	147
Gráfico 3.3 – Distribuição das notas de ciências – Brasil.....	148
Gráfico 3.4 – Distribuição das notas de ciências – OCDE.....	148
Gráfico 3.5 – Distribuição das notas de leitura – Brasil.....	148
Gráfico 3.6 – Distribuição das notas de leitura – OCDE.....	148
Gráfico 3.7 – Decomposição dos efeitos agregados e das diferenças totais para o Brasil em matemática.....	153
Gráfico 3.8 – Decomposição dos efeitos agregados e das diferenças totais para a OCDE em matemática.....	153
Gráfico 3.9 - Decomposição dos efeitos agregados e totais do Brasil em ciências.....	156
Gráfico 3.10 - Decomposição dos efeitos agregados e totais da OCDE em ciências.....	156
Gráfico 3.11 – Decomposição dos efeitos agregados e totais para o Brasil em leitura.....	159
Gráfico 3.12 - Decomposição dos efeitos agregados e totais para a OCDE em leitura.....	159
Gráfico N.1.1 - Decomposição dos efeitos característicos para o Brasil em matemática.....	168
Gráfico N.1.2 - Decomposição dos efeitos característicos para a OCDE em matemática.....	168
Gráfico N.1.3 - Decomposição dos efeitos coeficientes para o Brasil em matemática.....	168
Gráfico N.1.4 – Decomposição dos efeitos coeficientes para OCDE em matemática.....	168
Gráfico N.2.1 - Decomposição dos efeitos característicos do Brasil em ciências.....	169
Gráfico N.2.2 - Decomposição dos efeitos característicos da OCDE em ciências.....	169
Gráfico N.2.3 – Decomposição dos efeitos coeficientes do Brasil em ciências.....	169
Gráfico N.2.4 – Decomposição dos efeitos coeficientes da OCDE em ciências.....	169
Gráfico N.3.1 - Decomposição dos efeitos característicos para o Brasil em leitura.....	170
Gráfico N.3.2 - Decomposição dos efeitos característicos para a OCDE em leitura.....	170
Gráfico N.3.3 – Decomposição dos efeitos coeficientes para o Brasil em leitura.....	170

Gráfico N.3.4 – Decomposição dos efeitos coeficientes para a OCDE em leitura.....170

LISTA DE QUADROS

Quadro 1.1 - Variáveis dependentes e grupos de tratamento e controle.....	36
Quadro 1.2 - Descrição dos controles.....	37
Quadro B - Descrição das variáveis que compõem HOMEPOS.....	63
Quadro 2 - Variáveis dependentes e de tratamentos.....	88
Quadro H - Descrição dos controles considerados.....	115
Quadro 3 - Variáveis do modelo.....	141

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 - Descrição estatística dos grupos.....	44
Tabela 1.2 - Efeito médio de tratamento nos tratados.....	46
Tabela 1.3 - Efeito Quantílico do tratamento variáveis advindas dos alunos.....	48
Tabela 1.4 - Análise de sensibilidade de Rosenbaum.....	51
Tabela A.1 - Descritiva da idade de ingresso na primeira infância.....	58
Tabela A.2 - Descritiva dos grupos advindo das respostas dos alunos.....	59
Tabela A.3 - Descritiva dos grupos advindo das respostas dos alunos.....	60
Tabela A.4 - Descritiva dos grupos advindo das respostas dos responsáveis.....	61
Tabela A.5 - Descritiva dos grupos advindo das respostas dos responsáveis.....	62
Tabela C.1 - Teste de médias das variáveis advindas do aluno.....	64
Tabela C.2 - Teste de médias das variáveis advindas do responsável.....	65
Tabela D.1 - Resultados do <i>logit</i> - Variáveis advindas de respostas dada pelo aluno.....	66
Tabela D.2 - Resultados do <i>logit</i> - Variáveis advindas de respostas dada pelo responsável.....	67
Tabela F.1 - Balanceamento pré e pós balanceamento - Variáveis advindas de respostas dada pelo aluno.....	70
Tabela F.2 - Balanceamento pré e pós balanceamento - Variáveis advindas de respostas dada pelo responsável.....	70
Tabela G - Efeito Quantílico do tratamento.....	71
Tabela 2.1 - Estatística Descritiva.....	96
Tabela 2.2 – Conjunto de potenciais controles.....	97
Tabela 2.3 – DML.....	99
Tabela 2.4 – DML Iterativo.....	101
Tabela 2.5 – DML Parcialmente Linear por tamanho da localidade.....	102
Tabela 2.6 – Tipo de escola.....	104
Tabela 2.7 – Por gênero.....	106
Tabela 2.8 - Análise de sensibilidade.....	107
Tabela H - Seleção da amostra.....	115
Tabela I.1 – Estatística descritiva para t1, t2 e t3.....	118
Tabela I.2 – Estatística descritiva para t4 e t5.....	122
Tabela J - Teste de médias.....	124
Tabela K.1 - EMT sem transformações.....	125

Tabela K.2 - EMTT sem transformações.....	125
Tabela L.1 – EMTT por tamanho da localidade.....	126
Tabela L.2 – EMT por tipo de escola.....	126
Tabela L.3 – EMT por gênero.....	127
Tabela M.1 – Por tamanho da localidade.....	128
Tabela M.2 - Por tipo de escola.....	128
Tabela M.3 – Por gênero.....	129
Tabela 3.1 - Teste de média sobre a nota no PISA.....	149
Tabela 3.2 – Análise descritiva por gênero para o Brasil e para a OCDE.....	151
Tabela 3.3 – Decomposição das regressões FIR em matemática.....	155
Tabela 3.4 – Decomposição das regressões FIR em ciências.....	157
Tabela 3.5 – Decomposição das regressões FIR em leitura.....	162
Tabela O.1 – Decomposição das regressões FIR em matemática para o Brasil.....	171
Tabela O.2 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para o Brasil.....	172
Tabela O.3 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para o Brasil.....	173
Tabela O.4 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para o Brasil.....	174
Tabela O.5 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para a OCDE.....	175
Tabela O.6 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para a OCDE.....	176
Tabela O.7 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para a OCDE.....	177
Tabela O.8 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para a OCDE.....	178
Tabela O.9 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para o Brasil.....	179
Tabela O.10 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para o Brasil.....	180
Tabela O.11 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para o Brasil.....	181
Tabela O.12 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para o Brasil.....	182
Tabela O.13 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para a OCDE.....	183
Tabela O.14 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para a OCDE.....	184
Tabela O.15 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para a OCDE.....	185
Tabela O.16 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para a OCDE.....	186
Tabela O.17 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para o Brasil.....	187
Tabela O.18 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para o Brasil.....	188
Tabela O.19 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para o Brasil.....	189
Tabela O.20 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para o Brasil.....	190
Tabela O.21 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para a OCDE.....	191
Tabela O.22 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para a OCDE.....	192

Tabela O.23 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para a OCDE.....	193
Tabela O.24 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para a OCDE.....	194

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIPTW	<i>Augmented Inverse Probability Weighting</i>
BMA	<i>Bayesian Model Averaging</i>
CEM	Correspondência Exata Grosseira
DML	Double/Debiased Machine Learning
EI	Educação Infantil
EMT	Efeito Médio de Tratamento
EMTT	Efeito Médio de Tratamento nos Tratados
SPAECE	Sistema Permanente de Avaliação da Educação Básica do Ceará
FEC	Função de Expectativa Condicional
FIR	Função de Influência Recentrada
GPS	<i>Generalized Propensity Score</i>
IC	Independência Condicional
ISCO	<i>International Standard Classification of Occupations</i>
ISEI	<i>International Socio-Economic Index</i>
IPWRA	<i>Inverse Probability-Weighted Regression-Adjustment</i>
ML	<i>Machine Learning</i>
MMF	Modelo de Misturas Finitas
MQP	Mínimos Quadrados Ponderados
NCDS	<i>National Child Development Study</i>
OB	Oaxaca-Blinder
OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i>
PISA	<i>Programme for International Student Assessment</i>
PNE	Plano Nacional da Educação
PPV	Pesquisa de Padrão de Vida
PSG	<i>Propensity Score Generalized</i>
PSM	<i>Propensity Score Matching</i>
QTE	<i>Quantile Treatment effects</i>
RI	Regressão Iterativa
RPL	Regressão parcialmente linear
SAEB	Sistema de Avaliação da Educação Básica
SEM	<i>structural equation modeling</i>

STEM	<i>Science, Technology, Engineering, and Mathematics</i>
TIMSS	<i>Trends in International Mathematics and Science Study</i>
TRI	Teoria de Resposta ao Item
UNESCO	<i>United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization</i>

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO GERAL.....	21
CAPÍTULO 1 - PRIMEIRA INFÂNCIA E SEU IMPACTO SOBRE O DESEMPENHO DOS ALUNOS NO PISA.....	24
1. INTRODUÇÃO.....	24
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	26
3. DADOS E ESTRATÉGIA EMPÍRICA.....	35
3.1 Base de Dados e variáveis.....	35
3.2 Estratégia Empírica.....	38
3.2.1 <i>Propensity Score Matching</i> (PSM).....	38
3.2.2 <i>Quantile Treatment Effects</i> (QTE).....	40
3.2.3 <i>Propensity Score Generalized</i> (PSG).....	41
3.2.4 <i>Análise de Sensibilidade de Rosenbaum</i>	42
4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	43
4.1 Análise Descritiva.....	43
4.2 Estimativa do <i>Propensity Score Matching</i> (PSM).....	45
4.3 <i>Quantile Treatment Effects</i> (QTE).....	47
4.4 <i>Propensity Score Generalized</i> (PSG).....	49
4.5 Análise de Sensibilidade	51
5. CONCLUSÃO.....	52
REFERÊNCIAS.....	54
APÊNDICE A - DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS.....	58
APÊNDICE B - HOMEPOS.....	63
APÊNDICE C - TESTES DE MÉDIAS.....	64
APÊNDICE D - ESTIMAÇÃO DOS <i>LOGITS</i>	66
APÊNDICE E - DISTRIBUIÇÕES ANTES E DEPOIS DO PAREAMENTO.....	68
APÊNDICE F - BALANCEAMENTO PRÉ E PÓS BALANCEAMENTO.....	70
APÊNDICE G - EFEITO QUANTÍLICO DE TRATAMENTO ADVINDO DAS RESPOSTAS DOS RESPONSÁVEIS.....	71
CAPÍTULO 2 - A EMPATIA E A CONSCIENTIZAÇÃO SOBRE O BULLYING AFETAM O DESEMPENHO NO PISA?.....	72
1. INTRODUÇÃO.....	72
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	75

2.1	Habilidades não cognitivas.....	75
2.2	<i>bullying</i> e habilidades não cognitivas.....	83
3.	DADOS E ESTRATÉGIA EMPÍRICA.....	87
3.1	Base de Dados e variáveis de tratamento e de impacto.....	87
3.2	Metodologia.....	89
3.2.1	<i>Identificação</i>	89
3.2.2	<i>Double/Debiased Machine Learning</i>	90
3.2.3	<i>Análise de sensibilidade</i>	92
4.	ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	94
4.1	Análise Descritiva.....	94
4.2	Transformações das Variáveis e Controles considerados.....	97
4.3	Efeito Médio de Tratamento e Efeito Médio do Tratamento nos Tratados.....	98
4.3.1	<i>Efeito Médio de Tratamento</i>	98
4.3.2	<i>Efeito Médio do Tratamento nos Tratados</i>	100
4.4	Segmentação dos dados.....	101
4.5	Análise de robustez em não observáveis.....	106
5.	CONCLUSÃO.....	107
	REFERÊNCIAS.....	110
	APÊNDICE H - SELEÇÃO DA AMOSTRA E VARIÁVEIS CONTROLES.....	115
	APÊNDICE I - DESCRIÇÃO DOS CONTROLES PARA CADA TRATAMENTO.....	118
	APÊNDICE J - TESTE DE MÉDIAS.....	124
	APÊNDICE K - RESULTADOS SEM TRANSFORMAÇÕES.....	125
	APÊNDICE L - EMT POR SEGMENTAÇÃO DOS DADOS APLICANDO O MODELO IR.....	126
	APÊNDICE M - EMTT POR SEGMENTAÇÃO DOS DADOS APLICANDO O MODELO IR.....	128
	CAPÍTULO 3 - DECOMPOSIÇÃO QUANTÍLICA INCONDICIONAL DOS DIFERENCIAIS DE DESEMPENHO ENTRE OS GÊNEROS.....	130
1.	INTRODUÇÃO	130
2.	REVISÃO DE LITERATURA.....	132
3.	DADOS E ESTRATÉGIA EMPÍRICA.....	140

3.1 Dados.....	140
3.3 Variáveis do modelo.....	141
3.2 Metodologia.....	143
4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	147
4.1 Distribuição das notas	147
4.2 Teste de médias.....	148
4.3 Estatística Descritiva.....	149
4.4 Decomposição da regressão FIR.....	152
5. CONCLUSÃO.....	162
REFERÊNCIAS.....	164
APÊNDICE N.....	168
APÊNDICE O.....	171
CONCLUSÕES GERAIS DA TESE.....	195
REFERÊNCIAS.....	198

INTRODUÇÃO GERAL

A forma mais eficaz de alcançar o desenvolvimento é por meio de educação de qualidade e que essa seja disponibilizada a todos os estudantes. A educação é direito de todos e dever do estado e da família promovê-la de forma digna, gratuita, pública e de qualidade. É notório e indiscutível que a educação está diretamente relacionada ao desenvolvimento pessoal, social e profissional. No entanto, há alguns entraves e, por vezes, baixa qualidade em países em desenvolvimento, como é o caso do Brasil. Muito se debate sobre as formas de alavancá-la e de estruturar todas as etapas que a compõem.

A primeira etapa é a da educação infantil, que é constituída pela creche (crianças de 0 a 3 anos de idade) e pela pré-escola (crianças de 4 a 5 anos de idade). Sendo obrigatório que a criança ingresse na escola aos 4 anos de idade e permaneça até os 17 anos. A educação nos primeiros anos é primordial, pois é onde exercita-se as capacidades e potencialidades socioemocionais e cognitivas (Felfe e Lalive, 2010), que são fundamentais para ter bons resultados futuros na escola e no mercado de trabalho (Carneiro e Heckman, 2003). No entanto, essa fase é problemática devido uma parcela das crianças não serem atendidas, o que prejudicará o desenvolvimento nas fases futuras.

Após essa fase, as etapas subsequentes, como o ensino fundamental e o ensino médio, são acompanhadas por problemas, no sentido de apresentar alta taxa de evasão, de repetência e de menor performance. O ensino fundamental é composto por duas etapas, o ensino fundamental I (estudantes de 6 a 10 anos) e o ensino fundamental II (estudantes de 11 a 14 anos). Esse é focado no desenvolvimento intelectual e social do aluno. Por sua vez, o ensino médio (estudantes de 15 a 17 anos) é onde ocorre a transição do aluno para o ensino superior e/ou mercado de trabalho. Essa fase necessita de bastante atenção dos formuladores de políticas, no qual, requer o desenvolvimento de um ambiente de estudo de qualidade e que atraia os jovens, de forma que o capacite nas escolhas futuras.

Dada a importância da educação, um ponto que deve-se ressaltar é do desempenho acadêmico, no qual, é mensurado através de provas aplicadas pelo professor ou de forma padronizada. Esse mede, no caráter avaliativo, o quanto o aluno está absorvendo e realmente aprendendo, a partir dessas, compreende se as estratégias pedagógicas estão atingindo os objetivos propostos. Uma dessas avaliações padronizadas é a do PISA (*Programme for International Student Assessment*), que é uma avaliação aplicada em países participantes da OCDE (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico) e não participantes, que, atualmente, é o caso do Brasil. Os alunos brasileiros nessa prova

apresentam desempenho aquém quando comparado a alunos participantes da OCDE. Segundo Fontanive *et al.*, 2021, esse diferencial de performance pode ser atribuído ao atraso escolar, além de falhas no sistema de ensino, fruto sobretudo das desigualdades socioeconômicas e culturais que o país vivencia. Assim, é crucial entender os fatores que impulsionam essa diferença, ainda mais pelo fato de que o Brasil está pleiteando ingressar no grupo de países participantes da OCDE. Em 25 de janeiro de 2022, o conselho da OCDE decidiu iniciar discussões sobre a adesão do Brasil ao grupo de países participantes da OCDE¹. Para tanto, o Brasil deve aderir a uma série de instrumentos referentes à economia e ao social. Até agora o país cumpriu 103 das 251 metas estabelecidas.

Além disso, da comparação supracitada, é mais importante ainda entender como ocorre o diferencial e os fatores que o impulsionam entre os estudantes brasileiros. Há uma grande gama de fatores citados pela literatura da economia da educação (por exemplo, acesso à educação desde a primeira infância; habilidades socioemocionais - conjunto de habilidades que ultrapassam o cognitivo, que envolve o emocional e o psicológico; e gênero) que podem afetar a performance ao longo da jornada escolar, gerando diferenças no desempenho.

Nesse contexto, essa tese está estruturada em três ensaios que abordam assuntos distintos relacionados ao diferencial de desempenho de estudantes brasileiros com base no PISA de 2018.

O primeiro ensaio apresenta novas evidências do impacto da educação infantil brasileira no desempenho futuro. A primeira infância no Brasil contempla dois equipamentos para os pequenos, creche e pré-escola, com base na faixa etária da criança. Sendo a creche (crianças de 0 a 3 anos de idade) uma etapa não obrigatória, porém, conforme o PNE 2014-2024 deve alcançar 50% das crianças matriculadas até 2024. Por sua vez, a pré-escola (crianças de 4 a 5 anos de idade) se tornou obrigatória após a emenda constitucional nº 59 de 2009. Assim, buscou-se compreender como a educação infantil (creche e/ou pré-escola) influencia a performance acadêmica na prova do PISA de estudantes brasileiros. Para analisar o efeito de ter cursado educação infantil, adotou-se como estratégia de identificação a exposição dos estudantes e, a partir disso, foram construídos grupos, a saber: os que frequentaram creche e pré-escola, os que ingressaram na pré-escola sem ter frequentado creche e, por fim, aqueles que não frequentaram educação infantil, isto é, ingressaram diretamente no ensino fundamental.

Para estimar o efeito da educação infantil fez-se uso do *Propensity Score Matching* (PSM) e de forma estratificada utilizou-se o *Quantile Treatment Effects* (QTE).

¹ Informação disponibilizada *online* no site da OCDE.

Além disso, buscou-se saber se o grau de exposição à educação na primeira infância têm impactos diferentes sobre o desempenho. Para tanto, fez-se uso do *Propensity Score Matching* (PSG). As evidências apontam que frequentar educação infantil (creche e pré-escola) aumenta o desempenho no PISA. Além disso, ao expor alunos a diferentes níveis de escolaridade na primeira infância, constatou-se efeitos heterogêneos sobre a performance acadêmica. A saber, alunos de 2 até 5 anos de escolaridade nessa fase, em média, têm melhor desempenho quando comparado aos que não tiveram e a medida que se acresce esses anos de escolaridade a performance no PISA é alavancada. Já, do 5º para o 6º ano há uma redução.

O segundo ensaio se dedica a analisar se habilidades socioemocionais influenciam o diferencial de notas de estudantes brasileiros. De forma mais específica, analisa se a empatia e a conscientização sobre o *bullying* influenciam a performance acadêmica no exame do PISA de 2018. Para tanto, fez-se uso do *Double/Debiased Machine Learning* (DML). Essa técnica permite utilizar um grande conjunto de informações sem, necessariamente, fazer suposição ou postular uma forma funcional para o modelo. Sendo assim, estima-se e compara uma ampla gama de especificações até encontrar a melhor que se ajusta aos dados. Por fim, verificou se há problemas advindos de variáveis omitidas, para tanto, faz-se uso da técnica de Oster (2019). Constatou-se que a empatia e a conscientização alavanca a performance no PISA. Isso se mantém mesmo ao segmentar a amostra por tipo de escola (pública x privada), por tamanho da localidade (de cidade pequena a cidade muito grande) e por gênero. Além disso, não há viés de variável omitida.

O terceiro ensaio visa comparar o desempenho de meninos e meninas que participaram do exame do PISA de 2018 no Brasil. Além disso, comparar esse diferencial de desempenho em matemática, leitura e ciências ao do grupo de países participantes da OCDE. Para estimar as diferenças ao longo da distribuição da nota, emprega-se a decomposição de FIR proposta por Firpo, Lemieux e Fortin (2018). A decomposição do diferencial das notas dos estudantes do sexo masculino e feminino decorre de dois tipos de efeitos (composição e estrutural, ambos puros) e dois tipos de erros (de especificação e de repomderação). Nessa decomposição é possível obter as contribuições detalhadas das características dos alunos, escolas, etc. Além disso, permite estimar o contrafactual com base nas características de um grupo em relação ao outro. Em geral, a performance dos meninos é superior à das meninas em matemática e em ciências, ao passo que, elas apresentam melhor desempenho em leitura. Sendo essa a desigualdade maior em matemática e em ciências no Brasil, ao passo que, é maior em leitura na OCDE.

CAPÍTULO 1

PRIMEIRA INFÂNCIA E SEU IMPACTO SOBRE O DESEMPENHO DOS ALUNOS NO PISA

1. INTRODUÇÃO

A educação é direito de todos e dever do estado e da família promovê-la de forma digna, gratuita, pública e de qualidade. Essa desde a básica até a mais especializada, é debatida como desenvolvedor de capital humano (Cunha e Heckman, 2007), sendo uma das maiores preocupações dos formuladores de política. É essencial ter educação de qualidade, o qual trará elevado retorno em relação ao investimento (Cunha *et al.* 2006; Temple e Reynolds, 2007). Uma de suas fases primordiais do processo educacional é durante a primeira infância. Nesse período, o cérebro se desenvolve muito rapidamente, sendo sensível aos estímulos parentais e à influência externa (Knudsen, 2004). As primeiras experiências em casa ou em ambientes com cuidado e/ou educação moldam o desenvolvimento e a qualidade da arquitetura cerebral (Yoshikawa, 2013). Esses cuidados e/ou educação na infância impulsionam uma série de habilidades, incluindo as cognitivas e as socioemocionais (Felfe e Lalive, 2010).

Essas habilidades iniciais impulsionam de forma cumulativa as habilidades necessárias para ter bons resultados futuros na escola e no mercado de trabalho (Carneiro e Heckman, 2003). O investimento em habilidades nos primeiros anos acelera o desenvolvimento dessas habilidades em fases futuras (Cunha *et al.*, 2006). O que pode indicar que “aprender gera aprendizagem”, além disso, gera benefícios no médio e longo prazo (Nores e Barnett, 2010) e alavanca resultados socioeconômicos (Garces, Thomas e Currie, 2002). Segundo Becker (1964), os investimentos na primeira infância trazem retornos mais elevados em comparação com investimentos futuros porque os beneficiários têm mais tempo para usufruir dos benefícios. Além disso, investir em educação na primeira infância é mais eficiente em termos de retorno educacional do que outros tipos de intervenções educacionais (Temple e Reynolds, 2007). Segundo Carneiro e Heckman (2003), intervenções nos primeiros anos são mais eficientes em termos cognitivos que a remediação em fases futuras.

Assim, entendendo a importância do tema, muitos estudos da literatura voltaram sua atenção para a relação da educação na primeira infância com os resultados educacionais. De certa forma, relatam que a educação nos primeiros anos influenciam o desempenho futuro,

isso tanto em estudos internacionais (Berlinski, Galiani e Gertler, 2009; Bietenbeck, Ericsson e Wamalwa, 2019; Dimiski, 2021; Esping-Andersen *et al.*, 2012; McCoy *et al.* 2017; Schütz, 2009; Pholphirul, 2017), como nacionais (Correa, Comin e Tai, 2014; Curi e Menezes-Filho, 2009; Felício e Vasconcellos, 2007; Marques e Cunha, 2020; Reyna, Silva e Lírio, 2019; Silva e Gonçalves, 2016; Pinto, Santos e Guimarães, 2016).

No Brasil a educação na primeira infância é constituída por duas etapas para as crianças, a saber, a creche e a pré-escola. Sendo a creche (crianças de 0 a 3 anos de idade) uma etapa não obrigatória, porém, conforme o PNE 2014-2024 deve alcançar 50% das crianças matriculadas até 2024. Por sua vez, a pré-escola (crianças de 4 a 5 anos de idade) se tornou obrigatória após a emenda constitucional nº 59 de 2009, que estabelece ser dever dos pais matricular os filhos e do poder público ofertar vagas suficientes para atender a demanda.

No entanto, essa fase educacional é problemática devido uma parcela das crianças não serem atendidas, o que prejudicará o desenvolvimento nas fases futuras. Para ter noção da taxa de ausência no Brasil, atualmente, segundo o observatório da criança e do adolescente², em 2020 apenas 29,8% das crianças entre 0 e 3 anos de idade estavam matriculadas em creches. Já na pré-escola, segundo o observatório, a taxa de matrícula foi em torno de 83,4% para crianças entre 4 e 5 anos de idade. Há uma evolução em relação aos anos anteriores, todavia, essas taxas devem crescer ainda mais de forma a promover a equidade educacional em forma de acesso aos cuidados e educação nessa fase, contribuindo para o desenvolvimento e formação desses.

Diante do exposto, busca-se contribuir com o debate existente na literatura da educação sobre a primeira infância, com ênfase nos impactos gerados sobre o desempenho dos alunos brasileiros no PISA. De forma mais específica, busca-se comparar alunos com certo grau de educação infantil (por exemplo, creche), com os que têm menor grau (por exemplo, pré-escola) ou nenhum (sem educação infantil). Além disso, comparar esses grupos de forma estratificada, particionando por níveis de performance. Por fim, busca-se averiguar se o nível de exposição à educação na primeira infância têm diferentes retornos educacionais.

Para atender aos objetivos, utiliza-se a base de dados do Brasil no PISA de 2018. Cabe ressaltar que a utilização dessa base é uma das contribuições desse estudo, pois trabalhos nacionais, até o presente momento da realização deste, não exploraram as informações da primeira infância do PISA. As metodologias utilizadas para captar o diferencial de performance entre os grupos foram técnicas de avaliação de impacto. A

² Os dados foram obtidos por meio de consulta *online* no *website* do Observatório da Criança e do Adolescente mantido pela Fundação Abrinq.

primeira foi a *Propensity Score Matching* (PSM). A segunda, foi a *Quantile Treatment Effects* (QTE) de Firpo (2007) que capta o efeito de forma estratificada. A terceira técnica foi a *Propensity Score Generalized* (PSG), na qual, busca averiguar se há heterogeneidade do efeito. Por fim, faz-se uso da análise de sensibilidade de Rosenbaum (2002) para verificar se os efeitos estimados não sofrem influência de variáveis omitidas.

Além desta introdução, o trabalho é composto por mais quatro seções, a saber: a 2ª revisa a literatura; a 3ª compreende a base de dados e a estratégia empírica empregada; a 4ª os resultados e a 5ª a conclusão.

2. REVISÃO DE LITERATURA

A primeira infância é um período crucial e que necessita de acompanhamento para um pleno desenvolvimento da criança junto a sociedade. Segundo Schady (2006), déficits profundos em nutrição, saúde, habilidades motoras, desenvolvimento cognitivo e desenvolvimento socioemocional nos primeiros anos repercutem negativamente sobre o desempenho escolar, o emprego, o salário, a criminalidade e a integração social. Os autores relataram essas evidências ao considerar investimentos na primeira infância, isso, ao revisarem seletivamente a literatura sobre o tema de programas implantados nos Estados Unidos, na América Latina e no Caribe.

Devido a suma importância desta fase, muitos estudos voltaram sua atenção para os cuidados e/ou educação nos primeiros anos. Temple e Reynolds (2007), por exemplo, explanaram as evidências sobre o funcionamento de programas implementados nos Estados Unidos direcionados à primeira infância. A saber, o *Chicago Child-Parent Centers*, o *High/Scope Perry Preschool Program* e o *Carolina Abecedarian Project*. Mais especificamente, focaram no programa *Child-Parent Centers* de forma a analisar estatisticamente seus efeitos. Em seus achados, indicam que a intervenção teve um bom retorno considerando custo-benefício. Além disso, o programa se mostrou eficiente, excedendo a maioria das outras intervenções educacionais, especialmente as voltadas a reduzir turmas no ensino fundamental, as direcionadas à repetição de ano e as de treinamento profissional para jovens.

Heckman e Karapakula (2019) apresentam novas evidências sobre o *Perry Preschool Program*, que foi uma intervenção pré-escolar voltada para crianças afro-americanas desfavorecidas na década de 1960. Para isso, os autores acompanharam os participantes através de uma nova pesquisa realizada mais de uma década após o

acompanhamento anterior. Os autores compararam diversos métodos indicando como alguns são insuficientes. Em seus resultados constataram efeitos positivos de longo prazo da intervenção sobre crime, emprego, saúde, habilidades cognitivas e não cognitivas. Os efeitos são especialmente fortes nos homens. Além disso, relatam que melhorias nos ambientes domésticos na infância e o apego parental parecem ser uma fonte importante dos benefícios a longo prazo do programa.

Ao revisarem estudos com abordagem quase experimental ou aleatória sobre 30 intervenções na primeira infância, aplicadas em 23 países diferentes, Nores e Barnett (2010) mensuram os benefícios advindos da assistência nessa fase. Para isto, os estudos foram organizados conforme a forma de intervenção (transferência de renda, nutricional, educacional ou mistura); tamanho da amostra; desenho e duração do estudo; país; grupo alvo (creche e/ou pré-escola); subpopulações de intervenção; e, dosagem da intervenção. Nesses estudos, o impacto da intervenção nos primeiros anos é direcionado para quatro pontos: o cognitivo, o comportamental, o de saúde e o de escolaridade. Os autores relatam que as crianças que tiveram alguma assistência apresentaram ganhos cognitivos, comportamentais, de saúde e de escolaridade. Sendo esses ganhos mantidos ao longo do tempo. Por fim, ressaltam que programas voltados a melhorar a questão educacional impulsionaram, de forma mais acentuada, o ganho cognitivo.

Por sua vez, Carneiro e Heckman (2003) estudaram políticas alternativas para promover a formação de habilidades em diferentes fases do ciclo de vida. Demonstraram a importância das habilidades cognitivas e não cognitivas, que são formadas, principalmente, no início do ciclo de vida, para explicar o sucesso acadêmico e no mercado de trabalho. Segundo os autores, a intervenção precoce tem um grande retorno, ao passo que, as corretivas ou compensatórias mais tardiamente no ciclo de vida tem menor retorno.

Em busca de entender como se dá o desenvolvimento infantil, Cunha *et al.* (2006), utilizaram modelos econômicos para capturar a essência das descobertas empíricas da literatura sobre a formação de habilidades. Segundo os autores, a infância tem mais de uma etapa. Para explicar tal pensamento, formalizaram dois conceitos sobre o investimento em capital humano, que são a autoprodutividade e a complementaridade. Esses dois conceitos, juntos explicam por que habilidade gera habilidade por meio de um processo multiplicador. Segundo os autores, a formação de habilidades se dá durante todo o ciclo de vida, tendo início ainda no útero materno e permanecendo durante toda a vida. As habilidades são herdadas e criadas, assim, a obtenção de habilidade em um estágio do ciclo de vida aumenta a aquisição de habilidades em estágios futuros do ciclo de vida (autoprodutividade). O investimento

inicial propicia a produtividade do investimento posterior (complementaridade). Assim, os autores relatam que os investimentos iniciais não são produtivos se não houver investimento posterior.

Segundo Cunha e Heckman (2007), as lacunas de habilidades podem ser reduzidas a partir de intervenções na primeira infância. Os autores buscaram, através de um modelo econômico simples, organizar as evidências da literatura da psicologia, da educação e da neurociência. No qual, tentaram demonstrar que os investimentos na formação de habilidades, em diferentes fases da infância, são substitutos perfeitos. Esse modelo simples, de certa forma, explica como a influência dos pais são fatores essenciais que governam o desenvolvimento infantil. Além disso, explica como as habilidades são criadas e não somente herdadas.

Em relação aos resultados educacionais, Burchinal *et al.* (1997) acompanhou longitudinalmente 161 crianças afro-americanas pertencentes a famílias de baixa renda. Em seus achados, associou que melhores desempenhos cognitivos estão associados a cuidados intensivos na primeira infância e devido a esse acompanhamento há aumento da capacidade de resposta do bebê ao seu ambiente.

Em um estudo mais recente, Durkin *et al.* (2022) estudaram o impacto da intervenção na primeira infância derivado do *Perry Preschool Program* sobre a performance acadêmica da terceira a sexta grade³. Esse programa tenta contornar os problemas estruturais, buscando trazer acessibilidade para crianças terem cuidados e/ou educação na primeira infância. Especialmente as que se encontram em condições de vulnerabilidade socioeconômica. A base de dados incluiu 2.990 crianças de famílias de baixa renda que se inscreveram em sites de programas pre-K (*pre-kindergarten programming*) e foram aleatoriamente designadas para a admissão ou para a lista de espera. As crianças selecionadas apresentaram menor desempenho, sendo esse efeito mais acentuado na sexta grade. Além disso, constataram efeito negativo nas infrações disciplinares e na frequência. A partir desses resultados pode-se levantar questões sobre a forma como os programas estaduais pre-k têm sido projetados e implementados nos Estados Unidos.

Devido ao surgimento de uma grande quantidade de programas de intervenção na primeira infância, Elango *et al.* (2016), revisaram e sintetizaram a literatura sobre educação infantil, em busca de responder quais tipos de intervenções são mais eficientes, para qual tipo de população deve ser aplicado e se devem ser subsidiados pelo governo. Segundo os autores,

³ Referente no Brasil, respectivamente, do 4º ao 7º ano no ensino fundamental.

programas de intervenção de alta qualidade voltados para crianças desfavorecidas, trazem efeitos benéficos. De forma que, os retornos socioeconômicos superam os custos.

A partir de dados longitudinais de adultos sobre a renda, Garces, Thomas e Currie (2002) acompanharam o programa *Head Start*, que consiste em uma intervenção precoce para crianças de baixa renda em idade pré-escolar. As evidências indicaram que os brancos que foram assistidos pelo programa, quando comparado a seus irmãos mais velhos, os quais não foram, são mais propensos a concluir o ensino médio, frequentar a faculdade e, possivelmente, a terem ganhos maiores. Além disso, são menos propensos à violência.

Em um estudo mais recente, Cortázar *et al.* (2020) buscaram inferir os efeitos de longo prazo do programa nacional de atenção e educação na primeira infância implantado no Chile sobre o desempenho acadêmico, a repetência e o abandono escolar. Para tanto, utilizaram o método de PSM para comparar os contemplados pela intervenção aos que não foram. Acompanharam em torno de 80.000 crianças até o fim do ensino médio. Os participantes tiveram melhores desempenhos em várias etapas avaliadas. Além disso, foram menos propensos a repetir um ano de estudo ou de abandonar a escola. Por fim, ressaltam que o programa implementado no Chile pode desempenhar um papel fundamental na redução tanto da lacuna socioeconômica quanto no apoio de oportunidades futuras para as crianças.

Para entender o papel dos cuidados infantis nos primeiros anos (0 a 3 anos) sobre o desenvolvimento de uma ampla gama de habilidades, Felfe e Lalive (2010) acompanharam crianças que tiveram cuidado e/ou educação nessa fase por creches ou escolas. Em seus achados, indicam que ter sido atendido em creche melhora as habilidades de linguagem, de socialização e de comportamento em crianças de 2 ou 3 anos. Em crianças de 5 a 10 anos, há melhoras em termos de habilidades cognitivas e não cognitivas.

Ao estudar a educação pré-primária, Berlinski, Galiani e Gertler (2009) investigaram o impacto da expansão da educação pré-primária sobre o desempenho futuro na Argentina. Em seus achados, encontraram que um ano de escola pré-primária aumenta os resultados médios dos testes da 3ª série (equivalente ao 4º ano do fundamental no Brasil) ou em 23% de desvio padrão da distribuição dos resultados dos testes. Além disso, relatam que a frequência ao pré-primário afeta de forma positiva o autocontrole do aluno na 3ª série, medidos por comportamentos como a atenção, o esforço, a participação e a disciplina na aula.

Por sua vez, Esping-Andersen *et al.* (2012) estudaram se cuidados infantis de alta qualidade têm efeito sobre o desempenho. Para tanto, usaram dados longitudinais da Dinamarca e dos Estados Unidos. Na Dinamarca, encontraram que o ingresso em cuidados formais de alta qualidade aos 3 anos de idade estão associados a melhores desempenhos

cognitivos aos 11 anos de idade. Além disso, os efeitos sugerem retornos maiores para crianças de baixa renda. Já nos Estados Unidos os achados são diferentes, pois o efeito de aumento se dá apenas no momento de ingresso, ao passo que, quando se tem 11 anos esse efeito desaparece, especialmente para crianças de baixa renda. Assim, o efeito nos Estados Unidos não aponta para efeitos maiores e mais duradouros para crianças desfavorecidas. Segundo os autores, isso pode ocorrer devido às crianças de baixa renda frequentarem arranjos de cuidado inferior e, posteriormente, passarem a frequentar escolas de qualidade inferior.

Analisando dados do Quênia e da Tanzânia, Bietenbeck, Ericsson e Wamalwa (2019) avaliaram os efeitos da frequência pré-escolar na escolaridade e nas habilidades cognitivas das crianças. Para tanto, utilizaram o OLS e dados de pesquisas nacionais. Segundo os autores, as regras de ingresso na educação pré-primária não são seguidas rigorosamente, de forma que, partes dessas crianças entram tardiamente nessa fase de estudo. Com idades entre 7 e 9 anos, por vezes, as crianças que tiveram educação no pré-primário estão à frente nos estudos quando comparadas aos que não tiveram. Todavia, com o passar do tempo, com idade entre 13 e 16 anos, essa diferença some de forma que os que frequentaram estão no mesmo nível educacional dos que não frequentaram. Todavia, os que tiveram educação na primeira infância, apresentam melhor desempenho, sendo cerca de 0,10 desvio padrão em testes padronizados, isso em ambos países. Por fim, são 3 (5) pontos percentuais mais propensos a alcançar a alfabetização básica e o numeramento no Quênia (Tanzânia).

Segundo Felfe e Lalive (2013), muitos países expandiram o acesso a creches para crianças. Assim, questionam, se essas crianças têm as mesmas chances de serem beneficiadas por esta intervenção. Para responder tal pergunta, utilizaram dados da Alemanha Ocidental. No qual, são dados sociais e econômicos da Alemanha, que fornecem informações abrangentes sobre medidas de desenvolvimento infantil, junto com informações detalhadas sobre cuidados infantis, interações mãe-filho e oferta de trabalho materno. Segundo os autores, as oportunidades para as crianças terem cuidado na primeira infância são influenciados pela idade da criança, peso ao nascer e condição socioeconômica. Devido a substituição dos cuidados maternos por centros educacionais houve um aumento nos rendimentos maternos.

Apesar dessas altas taxas de retorno à educação pré-primária apresentadas pelos estudos supracitados, segundo Holla *et al.* (2021), a cobertura na pré-escola (3 a 6 anos) em países de alta renda não é universal e é muito mais baixa em países de média e baixa renda. Assim, os autores usaram um novo conjunto de dados de estimativas de impacto de 55

estudos (quase) experimentais conduzidos em todo o mundo e métodos de meta-regressão para investigar se esse investimento pré-escolar é subótimo. Em seus achados relatam forte demanda por serviços pré-escolares. Esses serviços melhoram a cognição (0,15 de desvio padrão) e as funções executivas das crianças. Além disso, elevam o desenvolvimento socioemocional e comportamental (0,12 de desvio padrão) durante a pré-escola. Isso, sem diferença entre países de alta, média e baixa renda. Segundo os autores, a educação pré-escolar pode tornar a instrução primária mais eficaz. Além disso, ao analisarem os estudos, relatam efeitos diferentes para populações que variam em status socioeconômico.

Segundo McCoy *et al.* (2017), há grandes apelos para expansão da educação da primeira infância nos Estados Unidos, apesar disso, há uma incógnita sobre os efeitos da primeira infância no curto e longo prazo. Para responder tal questionamento, fizeram uso de uma meta análise de 22 estudos experimentais e quase experimentais de alta qualidade, no qual, foram realizados entre 1960 e 2016. Em seus achados evidenciam que há redução na retenção escolar (0,26 desvio padrão). Além disso, aumentos nas taxas de conclusão do ensino médio. Por fim, afirmam que seus achados corroboram para o aumento da educação na primeira infância, isso devido reduzir os gastos relacionados à educação e promover o bem-estar da criança.

Há alguns estudos que utilizaram a base do PISA para investigar a relação entre a educação na primeira infância e a performance acadêmica. Um deles é o de Schütz (2009), no qual, investigou se a frequência na pré-escola têm efeitos positivos sobre o desempenho acadêmico em diversos países. Para tanto, utilizou a base do PISA de 2003 e um modelo de efeito fixo por país. Em seus achados, encontraram uma relação positiva entre a frequência no pré-primário com os resultados na prova do PISA. Isso se mantém mesmo ao variar os controles da estimação, como as características dos alunos, dos familiares e dos resultados anteriores de escolaridade. Além disso, constataram que quanto maior o investimento do país por aluno, maior será o desempenho médio na prova do PISA. Por fim, relatam que há um impacto ainda maior para países que possuem uma porcentagem mais elevada de crianças que frequentam a primeira infância em instituições privadas.

Utilizando dados do PISA, Pholphirul (2017) analisou os efeitos da matrícula pré-escolar de estudantes tailandeses na produção de benefícios de longo prazo em seu desempenho acadêmico. Segundo o autor, a escolaridade da mãe influencia positivamente a matrícula na educação pré-primária. Além disso, relata que as crianças que moravam com ambos os pais que possuem escolaridade alta, tendem a ter maior probabilidade de estarem matriculados na pré-escola do que aqueles que moram com apenas um dos pais de alta

escolaridade. Corroborando com a literatura anterior apresentada, evidenciam que alunos que concluíram a educação pré-escolar tendem a ter pontuações significativamente mais altas em leitura (5,2%), em ciências (5,4%) e em matemática (em 6,7%). Por fim, salienta a importância de investir na educação pré-primária em prol da valorização do capital humano, o que, por sua vez, contribui para o desenvolvimento econômico e social e para a competitividade do país a longo prazo.

Em um estudo mais recente, Dimiski (2021) analisa as associações entre o desempenho dos alunos em ciências e um amplo conjunto de variáveis, incluindo regressores que representaram medidas de educação. Para tanto, fez-se uso de dados do PISA de 2015 e da técnica *Bayesian Model Averaging* (BMA), que explica a incerteza do modelo. Com isso, encontrou que a não frequência na educação pré-primária é um determinante robusto com um impacto negativo no desempenho dos alunos em ciências.

Ao investigar o efeito de ter frequentado a educação infantil sobre o desempenho escolar na quarta⁴ série do ensino fundamental em matemática na rede pública de ensino, Felício e Vasconcellos (2007) utilizaram dados do SAEB 2003 e aplicaram o PSM para resolver potenciais problemas de seleção. Posteriormente, utilizaram a técnica de painel de efeitos fixos sobre as escolas, considerando dados do SAEB 2003 e da Prova Brasil 2005. No primeiro exercício, encontraram que ingressar na escola antes da primeira série (atualmente o 2º ano do fundamental) tem efeito positivo e significativo sobre o desempenho de matemática. Sendo esse aumento, em média, de 28% desvio padrão. Nos resultados do painel de efeito fixos, esse efeito é mais acentuado, a saber 39% desvio padrão. Por fim, fizeram algumas simulações e encontraram que seria possível elevar em mais de 11% a proficiência se 100% das crianças frequentassem a educação infantil.

Reyna, Silva e Lírio (2019), buscaram novas evidências nos dados do SAEB sobre o impacto da primeira infância no desempenho acadêmico. Para tanto, buscaram verificar o efeito de cursar a pré-escola sobre os testes de proficiência do SAEB aplicados aos alunos do 5º ano do ensino fundamental no Brasil. Para atingir o objetivo, utilizaram os dados do Censo Demográfico de 2010 e do SAEB de 2015, além disso, empregaram uma nova estratégia de identificação, baseada em uma estimação de duas etapas. Na primeira etapa, identificaram grupos de tratamento e controle por meio do *PSM*. Na segunda, utilizaram mínimos quadrados ordinários e regressão quantílica, considerando os pesos obtidos no pareamento. Em seus achados, relatam um efeito positivo entre frequentar a pré-escola e o

⁴ Atualmente, 5º ano do ensino médio.

desempenho no 5º ano do ensino fundamental. Na análise estratificada, essa relação é maior à medida que se compara as melhores performances na prova do SAEB.

Marques e Cunha (2020) constataram que o ensino infantil aumenta a performance no 5º ano do Ensino Fundamental no Brasil e, ainda, amplifica a desigualdade existente entre os alunos com melhor/pior desempenho nos exames padronizados do SAEB de 2017. Segregando os dados para diferentes níveis educacionais maternos, os menores efeitos foram identificados cujas mães possuem ensino superior completo.

Para entender a relação entre a educação pré-primária (creche e pré-escola), com os salários e com o nível de escolaridade e com o desempenho escolar no Brasil, Curi e Menezes-Filho (2009) utilizaram os dados do SAEB e do PPV (Pesquisa de Padrão de Vida). Em termos metodológicos, fizeram uso do *logit* e do OLS. Em seus achados, relatam que a pré-escola impacta positivamente sobre a conclusão do ensino fundamental I e II, do médio e do universitário. Já a creche tem influência de forma positiva na conclusão “apenas” do ensino médio e do universitário. Além disso, segundo os autores, ter feito a pré-escola aumenta em um ano e meio a escolaridade e 16% o nível de renda. Por fim, relatam que alunos que frequentaram a pré-escola têm melhor desempenho acadêmico, medidos por testes de proficiência na 4ª série (atualmente 5º ano) e na 8ª série (atualmente 9º ano) do ensino fundamental e no 3º ano do ensino médio.

Correa, Comin e Tai (2014) analisaram os efeitos da creche sobre o desenvolvimento infantil, especialmente, avaliaram o desenvolvimento cognitivo e socioemocional em crianças com idade entre 4 e 5 anos. Em particular, examinaram se os efeitos de ter sido atendido na creche variam conforme as características da família definidas pelo *status* socioeconômico, assim como pela sensibilidade e pelas práticas de envolvimento parental. Para tanto, utilizaram modelos de equações estruturais. Através dos seus achados, evidenciam que a exposição à creche tem maiores benefícios sobre as habilidades cognitivas das crianças com famílias de baixo *status* socioeconômico do que das crianças de famílias com maior *status*. Além disso, constataram que crianças expostas a baixos níveis de sensibilidade e de envolvimento parental têm efeitos negativos sobre as habilidades cognitivas quando são atendidas nas creches.

Por sua vez, Barros *et al.* (2010) buscaram entender duas relações. Primeiramente, o desenvolvimento da criança em função da qualidade da creche, a segunda, o custo-eficácia das creches de mais alta qualidade. Para tanto, utilizaram uma base de dados que abrangia 500 crianças de 100 creches diferentes da cidade do Rio de Janeiro. Em seus achados, relatam que o desenvolvimento das crianças que frequentam creches de alta qualidade é maior do que o

das crianças que frequentam creches de menor qualidade. Além disso, que a qualidade da creche pode ser medida de diversas maneiras e que cada uma dessas medidas pode ter diferentes custos e impactos distintos para o desenvolvimento infantil.

Em busca de dar luz a essas relações, Santos (2015) analisou os impactos da educação infantil sobre o aprendizado. Mais especificamente, exploraram se há efeitos heterogêneos no Brasil advindos da educação na primeira infância devido ao *status* socioeconômico ou devido a mudanças socioemocionais nas crianças. Segundo os autores, as taxas de decaimento do impacto do ensino infantil ao longo do tempo são possivelmente modestas. Além disso, as diferenças de qualidade alteram a magnitude do impacto do ensino infantil sobre o aprendizado. Ressaltam que insumos pedagógicos (como livros e brinquedos) alavancam a qualidade do ensino oferecido, assim como a rotatividade do corpo docente afeta negativamente. Por fim, constatam que as crianças vulneráveis são as que mais se beneficiam da passagem pela pré-escola e que egressos e não-egressos do ensino infantil diferem em termos de motivação intrínseca e apego à escola ao final do ensino fundamental.

Silva Júnior e Gonçalves (2016) investigaram o impacto da frequência no ensino infantil sobre a proficiência em português e matemática dos alunos do 5º e do 9º do ensino fundamental público com os dados da Prova Brasil de 2011. Para controlar as características observáveis relacionadas ao desempenho, empregaram a metodologia de PSM e estimaram pelo método dos mínimos quadrados ponderados pelos escores de propensão. Em seus achados, os alunos que frequentaram creche e pré-escola apresentaram melhor desempenho em português e matemática comparado às que não frequentaram educação infantil.

Pinto, Santos e Guimarães (2017), buscaram o impacto de ter frequentado creches durante a primeira infância sobre as notas nos testes de matemática na quarta série do ensino fundamental. Evidenciaram que a frequência à creche tem um impacto líquido na proficiência em matemática e que os efeitos são heterogêneos. O efeito da frequência da creche e do jardim de infância na proficiência varia de acordo com o nível de escolaridade da mãe. Os efeitos do impacto da creche variam de -0,28 desvio padrão para as mães sem escolaridade a 0,42 desvio padrão para mães com ensino superior ou maior.

Markus, Oliveira e Nishimura (2020) buscaram novas evidências da influência da educação pré-primária sobre a performance acadêmica do 6º ano do ensino fundamental das escolas públicas de Recife e, para isto, utilizaram a pesquisa realizada pela Fundação Joaquim Nabuco em 2013. Como estratégia empírica utilizaram para captar de forma direta o impacto o PSM e de forma estratificado o QTE. Em seus achados, relatam que frequentar a pré-escola tem impacto positivo na performance, sendo ainda mais efetivo ao comparar os menores

desempenho. Por fim, para validar os resultados de forma que os efeitos não sejam influenciados por variáveis omitidas, aplicaram o teste de Oster (2019), que mostrou que o impacto é robusto a variáveis não observáveis.

3. DADOS E ESTRATÉGIA EMPÍRICA

Este estudo busca entender o impacto de ter educação na primeira infância sobre o desempenho na prova do PISA. Desse modo, essa seção apresenta os dados e as variáveis utilizadas e, além disso, a estratégia empírica empregada.

3.1 Base de Dados e variáveis

Os dados utilizados são do Brasil no PISA de 2018. Em busca de atender o objetivo em questão, foram consideradas como indicadores de impacto as notas de matemática, leitura e ciências, que são contínuas, variando de 0 a 1.000. Para captar os impactos de ter cursado a primeira infância, utilizou-se duas fontes de respostas diferentes, a saber, as dos alunos e as de seus responsáveis, sobre o momento de ingresso ou da participação da creche e/ou da pré-escola dos alunos. Após retirar os valores faltantes a base final é composta por 3.310 estudantes, podendo variar com o grupo de tratamento e de controle considerado.

O período de duração de cuidados e/ou educação na primeira infância considerado foi de 6 anos, sendo constituído pela creche de 0 a 3 anos e pela pré-escola de 4 a 6 anos. Isso devido à Lei nº 11.274, a partir de 2010, que passou a ter obrigatoriedade de ingresso de crianças com 6 anos no ensino fundamental. Antes disso, a educação na primeira infância era composta de 6 anos. Como os alunos que participaram do PISA 2018 tem entre 15 anos e dois meses e 16 e três meses, esses nasceram entre 2002 e 2003, tendo o período de educação infantil de 6 anos.

Para atender em parte aos objetivos, cruzou-se os seguintes grupos de alunos: 1) os que ingressaram na creche *versus* os que ingressaram na pré-escola; 2) os que ingressaram na creche *versus* os que ingressaram na pré-escola ou diretamente no ensino fundamental (ou seja, não tiveram educação na primeira infância); 3) os que ingressaram na pré-escola *versus* os que ingressaram diretamente no ensino fundamental; 4) os que tiveram educação na primeira infância completa (creche e pré-escola) *versus* os que ingressaram diretamente no ensino fundamental. Para construir os grupos com as respostas dos alunos utilizou-se a idade

de ingresso na educação da primeira infância. Já para construir os grupos com as respostas dos responsáveis, utilizou-se duas perguntas respondidas pelo responsável no questionário do PISA, a saber, a primeira questiona se o aluno teve atendimento em creche e a segunda é se o aluno fez pré-escola. Esses grupos estão representados no quadro 1.1.

Quadro 1.1 - Variáveis dependentes e grupos de tratamento e controle

Dependentes	Descrição	Valor da variável		
<i>PVIMATH</i>	Nota de matemática	0 a 1000		
<i>PVIREAD</i>	Nota de leitura	0 a 1000		
<i>PVISCIE</i>	Nota de ciências	0 a 1000		
Variáveis respondidas pelo aluno				
Grupos	Grupo de Tratamento		Grupo de Controle	
	Idade que ingressou na escola	0 a 3 anos	4 a 6 anos ou mais	Sem E.I.
Creche x Pré Escola	0 a 3 anos	Não	Sim	Não
Creche x Pré-Escola	0 a 3 anos	Não	Sim	Sim
Pré-Escola x sem E.I	4 a 6 anos	Não	Não	Sim
E. I. x sem E.I.	0 a 3 + 4, 5 e 6	Não	Não	Sim
Variáveis respondidas pelo responsável				
Grupos	Grupo de Tratamento		Grupo de Controle	
	Quando ingressou e ou se E.I. completo	Ingressou na creche	Ingressou na pré-escola	Sem E.I.
Creche x Pré Escola	Ingressou na creche	Não	Sim	Não
Creche x Pré-Escola	Ingressou na creche	Não	Sim	Sim
Pré-Escola x sem E.I	Ingressou na Pré-escola	Não	Não	Sim
E.I. x sem E.I.	Teve creche e pré-escola	Não	Não	Sim
Variável	Valor da variável			
anos	Número de anos de cuidados e/ou educação na primeira infância		1 a 6 anos ou mais	

Fonte: elaboração própria. Nota: E.I. refere-se à educação infantil completa.

Além disso, utilizou-se a idade de ingresso na primeira infância para captar o número de anos de educação nessa fase. As estatísticas descritivas da idade de ingresso estão no apêndice A, tabela A.1. Assim, para alunos que ingressaram entre 0 e 1 ano de idade, tiveram 6 anos de atendimento na primeira infância. Já os que ingressaram com 1 ano tiveram 5 anos e, assim, sucessivamente.

O quadro 1.2 apresenta os controles utilizados para suprir o viés de variável omitida e satisfazer a condição de independência condicional nas metodologias utilizadas. Dentre os controles, estão as características dos alunos, o ano do ensino médio que o aluno estava cursando, a educação do pai e a da mãe, a repetência. Além disso, índices como o de *status* ocupacional parental, o de posses em casas, o de posses culturais, o de grau econômico, social e cultural e, por fim, o de riqueza. Esses índices são formados por transformações aritméticas ou recodificação de um ou mais itens. Podendo ser variáveis derivadas com base na escala de TRI (Teoria de Resposta ao Item). Ainda fazem parte dos controles questões

direcionadas ao responsável como a de leituras *online* e o motivo do aluno tutelado ter sido atendido na primeira infância. Por fim, tem os controles a nível escolar, que captam a região, o total do número de professores e a razão do número de alunos pela quantidade de professores na escola.

Quadro 1.2 - Descrição dos controles

Controles ao nível do aluno	<i>gen</i>	1 se for menina, 0 caso contrário.
	<i>idad</i>	Idade em anos do aluno.
	<i>ano 1</i>	1 se estiver cursando o primeiro ano do ensino médio, 0 caso contrário.
	<i>ano 2</i>	1 se estiver cursando o segundo ano do ensino médio, 0 caso contrário.
	<i>ano 3</i>	1 se estiver cursando o terceiro ano do ensino médio, 0 caso contrário.
	<i>edm1</i>	1 se a mãe possui o ensino fundamental completo, 0 caso contrário.
	<i>edm2</i>	1 se a mãe possui o ensino médio completo, 0 caso contrário.
	<i>edm3</i>	1 se a mãe possui o ensino superior completo, 0 caso contrário.
	<i>edp1</i>	1 se a pai possui o ensino fundamental completo, 0 caso contrário.
	<i>edp2</i>	1 se a pai possui o ensino médio completo, 0 caso contrário.
	<i>edp3</i>	1 se a pai possui o ensino superior completo, 0 caso contrário.
	<i>HISEI</i>	Índice do mais alto <i>status</i> ocupacional parental.
	<i>REPEAT</i>	1 se repetiu algum ano, 0 caso contrário.
	<i>ESCS</i>	Índice do mais alto grau econômico, social e cultural.
<i>HOMEPOS</i>	Índice de posses em casa.	
<i>CULTPOSS</i>	Índice de posses culturais.	
<i>WEALTH</i>	Índice de riqueza familiar.	
Controles ao nível parental	<i>ler1</i>	1 se ler <i>e-mails</i> , 0 caso contrário
	<i>ler2</i>	1 se participa de <i>chats online</i> (<i>watssap</i> , <i>mensseger</i>), 0 caso contrário.
	<i>ler3</i>	1 se ler notícias <i>online</i> , 0 caso contrário.
	<i>ler4</i>	1 se pesquisa por informações <i>online</i> para aprender sobre um tópico particular, 0 caso contrário.
	<i>ler5</i>	1 se participa de discussões em grupo ou fóruns <i>online</i> .
	<i>ler6</i>	1 se pesquisa por programações, dicas, receitas e eventos, 0 caso contrário.
	<i>ricep2</i>	1 se o filho teve cuidados e/ou educação na primeira infância devido eu/nós não podia/podíamos cuidar da criança, 0 caso contrário.
	<i>ricep3</i>	1 se o filho teve cuidados e/ou educação na primeira infância devido eu/nós queria/queríamos um estímulo de aprendizagem adicional para a criança, caso contrário.
<i>ricep4</i>	1 se o filho teve cuidados e/ou educação na primeira infância devido a maioria das outras crianças frequentarem na época, 0 caso contrário.	
Controles ao nível escolar	<i>centro_oste</i>	1 se a escola localiza-se na região centro-oeste, 0 caso contrário.
	<i>nordeste</i>	1 se a escola localiza-se na região nordeste, 0 caso contrário.
	<i>norte</i>	1 se a escola localiza-se na região nordeste, 0 caso contrário.
	<i>sul</i>	1 se a escola localiza-se na região nordeste, 0 caso contrário.
	<i>suldeste</i>	1 se a escola localiza-se na região nordeste, 0 caso contrário.
	<i>escp</i>	1 se a escola é pública, 0 caso contrário.
	<i>TOTAT</i>	Total do número de professores.
<i>STRATIO</i>	Proporção do número de alunos na escola em relação ao número de professores.	

Fonte: Elaboração própria.

Em relação aos índices, tem-se a variável HISEI, no qual, é formado a partir das respostas sobre as ocupações dos pais, codificadas conforme a classificação de quatro dígitos da *International Standard Classification of Occupations (ISCO)*. Os valores são mapeados em uma escala de intervalo de acordo com a *International Socio-Economic Index (ISEI)* do

status ocupacional que é desenvolvida como uma escala que reflete o *status* sócio-educacional.

A *ESCS* é uma pontuação composta de três componentes principais, a saber: educação dos pais, maior *status* educacional dos pais e posses em casa. Por sua vez, *HOMEPOS* é um índice construído a partir de respostas dos alunos sobre a disponibilidade de 16 itens domésticos em casa, incluindo três itens específicos do país que foram vistos como medidas adequadas de riqueza familiar dentro do contexto do Brasil. Além disso, ainda é composto pela quantidade de pertences e livros em casa. Sendo um índice que resume todos os itens domésticos e de posse. Esses 16 itens podem ser vistos no apêndice B.

A *CULTPOSS* segue uma linha parecida a *HOMEPOS*, só que voltado para a cultura, sendo um índice composto pelos seguintes questionamentos: 1) se tem livros de literatura; 2) se tem livros de poesia; 3) se tem trabalhos de arte; 4) se tem livros de arte; e, 5) se tem instrumentos musicais.

Por sua vez, o índice *WEALTH* é uma pontuação baseada no dimensionamento da TRI (Teoria de Resposta ao Item), que tem por base os seguintes questionamentos voltados para o aluno: se há uma sala só sua para estudos, se há um *link* de *internet*, se há televisões, se há carros, se há quartos com banheira ou chuveiro, se há computadores e se há tablets. Por fim, tem-se a variável *STRATIO*, que é a média aritmética do número de alunos na escola, ponderada pelo número de professores, sendo considerados os pesos de 0,5 quando o professor trabalha em regime de tempo parcial e de 1 quando trabalha em regime de tempo integral.

3.2 Estratégia Empírica

3.2.1 Propensity Score Matching (PSM)

A estratégia de identificação proposta é comparar os grupos de tratados e controles apresentados no quadro 1.1. A fim de estimar o impacto de ter ingressado na creche, na pré-escola ou de ter feito toda a educação infantil sobre a performance nas provas do PISA, utilizou-se a técnica de PSM, desenvolvida por Rosenbaum e Rubin (1983) para equiparar a probabilidade de um grupo receber o tratamento, levando em consideração as diversas características observáveis, X , em comum entre os dois grupos. Assim, presume-se que cada membro do grupo de tratados (alunos que foram atendidos na creche e/ou pré-escola) possui um equivalente no grupo de controle (alunos que entraram mais tardiamente comparado ao

grupo de tratados ou que não tiveram educação na primeira infância). Para evitar o problema de dimensionalidade, substitui o vetor X de características observáveis pela sua probabilidade $p(X)$, que é denominado de escore de propensão:

$$p(X) = Pr(T = 1|X) \quad (1)$$

Considerando a hipótese de seleção nos observáveis, a independência entre o resultado potencial de não ter sido tratado e a decisão de participação do programa serão válidos. Assim,

$$Y_i(0) \perp T_i | X \Rightarrow Y_i(0) \perp T_i | p(X) \quad (2)$$

onde Y_i é resultado potencial da variável de impacto (desempenho nas provas do PISA de 2018), T_i é o tratamento (algum grau de educação na primeira infância) e X_i é vetor de variáveis observáveis.

Esta técnica capta o efeito médio de tratamento nos tratados fazendo o pareamento entre indivíduos que têm certo grau de educação infantil com outro que tem menor ou nenhum grau de educação na primeira infância utilizando o escore de propensão. No entanto, como o escore de propensão é desconhecido é necessário aplicar um modelo de estimativa binário, como o *logit* ou *probit*, no presente estudo, utilizou-se o *logit*, que pode ser visualizado logo abaixo

$$Pr(T = 1|X = x) = \frac{\exp(x\beta)}{1+\exp(x\beta)} \quad (4)$$

Para comparar os tratados com os não tratados, utilizou-se o pareamento do vizinho mais próximo. Esse estimador compara os indivíduos que foram tratados com os que não foram, através do escore de propensão, isto é, equipara os indivíduos com escore de propensão mais próximo. Cabe ressaltar, que no presente estudo utilizou o pareamento com reposição, assim, o grupo de controle pode ser comparado com diferentes observações dos tratados.

Supondo independência condicional, o efeito médio de tratamento nos tratados é dado por $E[Y_{1i} - Y_{0i} | X_i]$. Com essa hipótese, o efeito nos tratados resultante do pareamento, aplicando a lei de expectativas iteradas sobre X_i , é:

$$E[Y_{1i} - Y_{0i} | T_i = 1] = E\{E[Y_i | P(X_i), T_i = 1] - E[P(X_i, T_i), T_i = 0] | T_i = 1\} \quad (5)$$

Sendo o estimador do pareamento por escore de propensão:

$$E[Y_{1i} - Y_{0i} | T_i = 1] = \frac{1}{N_T} \left[\sum_{i \in D} Y_{1,i} - \sum_{j \in c} w(i, j) Y_{1,i} \right] \quad (6)$$

onde, N_T representa o número de indivíduos pertencentes a região de suporte comum e $w(i,j)$ são os pesos utilizados na agregação dos indivíduos pertencentes ao contrafactual, no qual, depende do escore de propensão do aluno tratado i , $P(X_i)$, e do escore de propensão dos não foram j , $P(X_j)$.

3.2.2 Quantile Treatment Effects (QTE)

A fim de captar o impacto de ter tido educação infantil na primeira infância sobre quantis das performances dos alunos, empregou-se a técnica desenvolvida por Firpo (2007) para a estimação do efeito quantílico de tratamento, por meio dessa abordagem é possível inferir as características da distribuição, pois os efeitos são estimados ao longo dos quantis. Desse modo, o QTE é uma abordagem alternativa que permite verificar o impacto de variáveis de interesse, apresentando resultados casuais robustos a possíveis presenças de *outliers*.

Considere T a variável, no qual, indica o *status* do tratamento, assumindo 1 para alunos que tiveram certo grau de educação na primeira infância e 0 para alunos que tiveram menor ou nenhum grau educacional na primeira infância comparado aos que receberam o valor 1. Seja a Y_i o resultado potencial (desempenho em matemática, leitura ou ciências), sendo definido da seguinte forma:

$$Y_i = Y_i(1) - T_i + Y_i(0) - (1 - T_i) \quad (8)$$

Dessa forma, definiu-se τ um valor real entre $[0,1]$, assim, o efeito quantílico de tratamento pode ser expresso por:

$$\Delta_\tau = q_{1,\tau} - q_{0,\tau} \quad (9)$$

onde, $q_{j,\tau} \equiv \inf_q \Pr [Y(j) \leq q_{j,\tau}] \geq j, \tau = 0,1$

A expressão (9) indica como o QTE é a diferença entre os valores no quantil τ da distribuição acumulada da variável de interesse referentes ao grupo de tratamento e ao de controle, para um certo quantil. Para estimar o QTE é necessário seguir duas etapas: i) estima-se o escore de propensão (por meio de um *logit*); ii) calcula-se a diferença entre os tratados e os não tratados. Assim como no PSM, o escore de propensão é a probabilidade condicional de receber um tratamento, dado um vetor de características pré-observáveis. No qual, é expresso como $\Pr [T = 1 | X = x]$, ou $p(x)$. Posteriormente, o escore de propensão é

empregado na construção de pesos a serem utilizados em uma versão modificada do estimador de regressão quantílica de Koenker e Basset Jr (1978).

Em síntese, o QTE de Firpo (2007) consiste em um estimador quantílico não condicional, sendo exógeno, que capta a diferença entre tratados e não tratados para cada quantil da distribuição. De forma que a diferença é obtida por pesos construídos através do escore de propensão, que são mensurados no primeiro estágio.

3.2.3 Propensity Score Generalized (PSG)

A metodologia do PSM considera o tratamento como uma intervenção homogênea entre os tratados, ou seja, como uma variável binária. Essa é viável quando busca-se averiguar os impactos dos grupos expostos no quadro 1.1. No entanto, a variável que gerou os grupos de comparação de respostas dos alunos é uma variável contínua. Assim, necessita-se de uma abordagem que capte o impacto do grau de exposição ao tratamento (anos de escolaridade na primeira infância) sobre a variável de resposta (desempenho nas provas do PISA).

O desafio é comparar alunos com características similares suficientes, mas com intensidade diferentes de exposição ao tratamento, com o objetivo de construir um cenário de quase experimento. Nesse intuito, Imbens (2000) e Hirano e Imbens (2004) propuseram a estimação de dose resposta. Essa, baseia-se na estimação da probabilidade de recebimento de cada nível de tratamento $T_i = t$, dado por $r(t, x)$. Os autores demonstram que, condicional à probabilidade de exposição ao nível de tratamento t , o resultado potencial na ausência de intervenção independe do *status* de tratamento. Essa premissa é denominada de ignorabilidade fraca, que pode ser expressa como:

$$Y(t) \perp 1[T = t] | r(t, x), \forall t \quad (10)$$

Para estimar a probabilidade de cada nível de tratamento, $r(t, x)$, pressupõe-se que o tratamento tenha uma distribuição normal, condicional as variáveis de controle, ou seja, $T_i | X \sim N(X\beta, \sigma^2)$. Após obter as estimativas do vetor β , é possível captar o valor da função de densidade de probabilidade associada ao valor observado do tratamento, pela seguinte equação:

$$\hat{r}_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma} (T_i - f(\hat{\beta}, X_i))^2\right) \quad (11)$$

Para obter a relação condicional entre o resultado potencial e a $r(t, x)$, dada por $Y|r(t, x)$, estima-se o resultado sobre o tratamento para definir o *Propensity Score Generalized* (PSG) da seguinte forma:

$$\widehat{E}[Y(\widehat{T})] = \sum_{i=1}^n \frac{\widehat{\alpha}_0}{n} + \alpha_1 f(\widehat{T}_i) + \alpha_2 f(\widehat{T}_i)^2 + \alpha_3 \widehat{r}_i(\widehat{T}_i) + \alpha_4 \widehat{r}_i^2(\widehat{T}_i) + \alpha_5 \widehat{r}_i(\widehat{T}_i) \quad (12)$$

Para cada nível de tratamento \widehat{T} , a expressão acima, apresenta um resultado potencial médio $\widehat{E}[Y(\widehat{T})]$. A função dose resposta é expressa devida a captação de vários níveis de exposição ao tratamento. Em seguida, obtém-se o impacto médio do incremento marginal ($\epsilon > 0$) de anos de escolaridade na primeira infância sobre o desempenho. Desse modo, esse impacto é expresso como:

$$\theta(\widehat{T}) = E[Y_i(\widehat{T} + \epsilon)] - E[Y_i(\widehat{T})] \quad (13)$$

Cabe ressaltar que as abordagens de pareamento pelo score de propensão utilizam-se da suposição de independência condicional para estabelecer as relações casuais.

3.2.4 Análise de Sensibilidade de Rosenbaum

Os fatores não observáveis podem enviesar as estimativas do efeito médio de tratamento nos tratados. Para captar o possível impacto de viés de seleção advinda de variáveis não observáveis, empregou-se a técnica de limites de Rosenbaum (Rosenbaum, 2002). Essa, busca inferir qual a influência de uma eventual variável omitida sobre o viés de seleção existente na probabilidade de participação no tratamento e que prejudicaria as estimativas dos efeitos causais.

A técnica verifica a robustez dos resultados à variáveis omitidas. Os limites de Rosenbaum podem ser definidos da seguinte forma:

$$\frac{1}{e^y} \leq \frac{\theta_i(1-\theta_j)}{\theta_j(1-\theta_i)} \leq e^y \quad (7)$$

onde i e j são dos indivíduos com características observáveis em uma distribuição logística e y expressa a medida do grau de ruptura do viés de seleção. Desse modo, quando $y = 0$, o grau de associação será igual a 1, o que conseqüentemente indica que os resultados não são influenciados por variáveis omitidas.

4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1 Análise Descritiva

As estatísticas descritivas das notas na prova do PISA 2018 para todos os grupos de tratados e não tratados, estão expressos na tabela 1.1. As estatísticas dos controles estão explícitas nas tabelas A.2, A.3, A.4 e A.5, no apêndice A.

Observa-se que a média do desempenho em matemática, leitura e ciências de alunos que foram atendidos na creche é maior do que os que não foram, isso independente do grupo de controle considerado (inclusão ou não da pré-escola) ou da fonte de resposta (aluno ou responsável). No entanto, esse grupo de tratados apresenta maior dispersão em torno da média, quando comparado aos que não foram.

Observando os dados quando a fonte de resposta advém dos alunos, as notas dos estudantes que foram atendidos na creche são maiores em torno de 6,33% por cento (24,8 pontos) em matemática, de 5,48% (23,4 pontos) em leitura e de 5,73% (23,8 pontos) quando comparado aos que ingressaram diretamente na pré-escola. Já ao comparar não apenas ao que fizeram pré-escola, mas também aos que não tiveram educação na primeira infância, o diferencial de notas reduz, passando a ser a favor dos que fizeram creche em torno de 6,05% (23,8 pontos) em matemática, de 5,30% (22,7 pontos) em leitura e de 5,45% (22,7 pontos) em ciências.

Analisando os dados advindo de respostas dos responsáveis, os alunos que foram atendidos na creche apresentam notas maiores em torno de 2,72% por cento (10,9 pontos) em matemática, 2,08% (9,1 pontos) em leitura e de 2,40% (10,2 pontos) em ciências quando comparado aos que ingressam somente na pré-escola. Ao incluir no grupo de controle os alunos que não tiveram educação na primeira infância, o diferencial de notas aumenta, a saber, em torno de 3,26% (13,0 pontos) em matemática, de 3,00% (13 pontos) em leitura e de 3,13% (13,2 pontos) em ciências.

Ao comparar alunos que fizeram a pré-escola com os que não tiveram educação na primeira infância (ingressaram diretamente no ensino fundamental), pela fonte de resposta advindas dos alunos, os estudantes que fizeram a pré-escola tiveram nota inferior em torno de 3,78% (-15,4 pontos) em matemática, de 2,68% (-11,8 pontos) em leitura e de 4,13% (-17,9 pontos) em ciências. No apêndice A, tabela A.1, apresenta-se informações mais detalhadas sobre os alunos que ingressaram diretamente no fundamental. Analisando a fonte de respostas dos responsáveis, a diferença está a favor dos alunos que fizeram pré-escola, isto é, estudantes

que tiveram pré-escola apresentam notas maiores em matemática, leitura e ciências, respectivamente, de 6,05% (22,9 pontos), de 10,72% (42,4 pontos) e de 8,40% (33,0 pontos).

Tabela 1.1 - Descrição estatística dos grupos

Variáveis respondidas pelos alunos								
Variável dependente	Creche x Pré-Escola				Creche x Pré-Escola ou sem E.I.			
	Creche		Pré-Escola		Creche		Pré-E. ou sem E.I.	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Nota de Matemática	416,6	91,9	391,8	80,9	416,6	91,9	392,8	81,1
Nota de Leitura	450,9	101,1	427,5	93,0	450,9	101,1	428,2	92,8
Nota de Ciências	439,3	94,8	415,5	86,9	439,3	94,8	416,6	86,5
Nº de obs.	1.788		1.428		1.788		1.522	
Variável dependente	Pré-Escola x Sem E.I.				E.I. x sem E.I.			
	Pré-Escola		sem E.I.		E.I.		sem E.I.	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Nota de Matemática	391,8	80,9	407,2	82,5	416,6	91,9	407,2	82,5
Nota de Leitura	427,5	93,0	439,3	89,9	450,9	101,1	439,3	89,9
Nota de Ciências	415,5	86,9	433,4	78,5	439,3	94,8	433,4	78,5
Nº de obs.	1.498		94		1.788		94	
Variáveis respondidas pelo responsável								
Variável dependente	Creche x Pré-Escola				Creche x Pré-Escola ou sem E.I.			
	Creche		Pré-Escola		Creche		Pré-E. ou sem E.I.	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Nota de Matemática	412,4	90,0	401,5	86,2	412,4	90,0	399,4	85,5
Nota de Leitura	447,2	97,8	438,1	98,4	447,2	97,8	434,2	97,8
Nota de Ciências	435,7	93,6	425,5	90,1	435,7	93,6	422,5	89,6
Nº de obs.	1.595		1.556		1.595		1.715	
Variável dependente	Pré-Escola x sem Educação Infantil				E.I. x sem E.I.			
	Pré-Escola		sem E.I.		E.I.		sem E.I.	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Nota de Matemática	401,5	86,2	378,6	74,9	416,4	90,2	378,6	74,9
Nota de Leitura	438,1	98,4	395,7	83,5	451,5	97,6	395,7	83,5
Nota de Ciências	425,5	90,1	392,5	79,1	440,6	93,6	392,5	79,1
Nº de obs.	1.556		159		1.401		159	

Fonte: elaboração própria. Nota: E.I. é referente à educação infantil, Pré-E. a Pré-Escola e D.P. a desvio padrão.

Por fim, ao comparar alunos que tiveram toda a educação na primeira infância (creche e pré-escola) aos que não tiveram, nota-se que os que tiveram educação completa apresentaram notas superiores. Olhando para as estatísticas advindas das respostas dos alunos, o diferencial de notas é maior em 2,30% (9,4 pontos), em 2,65% (11,6 pontos) e em 1,37% (5,9 pontos), respectivamente, em matemática, leitura e ciências a favor dos alunos que tiveram educação durante toda a primeira infância. Já, considerando as respostas dos responsáveis, esse diferencial é maior, sendo de 9,99% (37,8 pontos) em matemática, de 14,10% (55,8 pontos) e de 12,26% (48,1 pontos) a favor dos que tiveram educação na primeira infância.

Apesar das estatísticas incomuns do grupo de alunos que não tiveram educação na primeira infância, isso pela ótica de respostas dos alunos, todos os grupos de tratamentos são

superiores aos grupos de controle, com exceção da comparação entre os que fizeram pré-escola, com os que não tiveram educação na primeira infância, dadas as respostas dos alunos. De forma complementar, tem-se os testes de médias no apêndice C. Essa média de comparação entre os grupos é uma forma “ingênua” de comparar os grupos. Assim, para captar de forma correta os diferenciais de notas, utiliza-se nos próximos tópicos, técnicas que isolam o efeito da escolaridade na primeira infância. O que esclarecerá, se realmente essas diferenças se mantêm.

4.2 Estimativa do *Propensity Score Matching* (PSM)

Inicialmente, seguindo Becker e Ichino (2002), estima-se *logits*, para cada grupo de tratamento, que expressam as chances dos alunos pertencerem ao grupo considerado. As estimativas dos *logits* podem ser encontradas no apêndice D. Além disso, por meio das figuras E.1 e E.2 é possível observar a densidade das distribuição antes e após o pareamento pelos escores de propensão para cada tratamento. Observa-se que as distribuições são bastantes semelhantes após o procedimento, de forma que verifica-se a sobreposição entre as distribuições dos tratados e não tratados. No apêndice F, tem-se a robustez do pareamento, no qual, indica que para todos os níveis de escolaridade considerado como tratamento, tem-se a redução dos Pseudo- R^2 , dos vieses médio e mediano. Além disso, os testes de razão de verossimilhança (LR) e seus p-valores indicam que a amostra é bem balanceada ao utilizar o vetor de variáveis observáveis. No entanto, não foi constatado balanceamento do grupo de tratamento dos que tiveram educação completa na primeira infância, advindo da fonte de respostas dos alunos.

Os diferenciais das notas dos grupos de tratados e de não tratados por PSM podem ser encontrados na tabela 1.2, os quais, em grande parte, são significativos ao nível de 5% e a favor dos alunos que ingressaram precocemente ou que tiveram toda a educação na primeira infância. Todavia, o diferencial de notas em matemática e leitura ao comparar os que foram atendidos na creche *versus* o que ingressaram somente na pré-escola, considerando a fonte de respostas dos responsáveis, é insignificante. Permanecendo na competência de leitura ao adicionar ao grupo de controle alunos que entraram diretamente no ensino fundamental, independente da fonte de resposta. Além disso, o diferencial é insignificante ao comparar alunos que tiveram toda a educação infantil com os que não tiveram, isso ao utilizar a fonte de resposta dos responsáveis.

Tabela 1.2 - Efeito médio de tratamento nos tratados

Efeito	Nota de matemática	Nota de leitura	Nota de ciências	Nº de obs.
Variáveis advindas das respostas dos alunos				
Creche x pré-escola	15,565* (3,288)	10,615* (2,880)	11,457* (3,200)	3.216
Creche x pré-escola ou sem E.I.	9,892* (3,157)	5,762 (3,494)	7,057* (3,253)	3.310
Pré-escola x sem E.I.	19,314* (5,743)	17,908* (7,125)	12,647* (5,890)	1.522
Educação infantil x sem E.I.	15,491 (9,942)	-1,062 (15,065)	2,323 (10,204)	1.882
Variáveis advindas das respostas do responsável				
Creche x pré-escola	5,147 (3,123)	8,973 (4,662)	7,405* (3,471)	3.151
Creche x pré-escola ou sem E.I.	6,888* (3,231)	6,559 (3,729)	7,237* (3,508)	3.310
Pré-escola x sem E.I.	17,136* (6,587)	23,207* (7,659)	18,625* (7,757)	1.715
Educação infantil x sem E.I.	16,103* (6,357)	32,980* (6,875)	39,013* (5,872)	1.560

Fonte: elaboração própria. Nota: * refere-se a significância ao nível de 5%.

Os efeitos advindos da fonte de resposta do aluno, em média, um aluno que foi atendido na creche apresentou desempenho superior em matemática, leitura e ciências, respectivamente, de 15,565, de 10,615 e de 11,457 pontos, em relação aos que fizeram apenas a pré-escola. Já ao considerar no grupo de controle, não apenas os que fizeram pré-escola, mas também os que não tiveram educação infantil, o diferencial se reduz, em matemática e em ciências, passando a ser, respectivamente, de 9,892 pontos e de 7,057 pontos.

Ao considerar a fonte de respostas dos responsáveis, o diferencial de notas entre os alunos atendidos na creche e aos que ingressaram diretamente na pré-escola, em média, é de 7,405 pontos em ciências. Já ao comparar os que fizeram creche, não apenas aos que ingressaram na pré-escola, mas também aos que não tiveram educação infantil, o diferencial, em média, na disciplina de matemática é de 6,888 pontos e em ciências de 7,237 pontos.

Os alunos que ingressaram na pré-escola, comparados aos que ingressaram somente no ensino fundamental, têm um diferencial de notas maior em relação a comparação dos grupos anteriores. Esse diferencial, ao considerar as respostas dos alunos, em média, é de 19,314 pontos em matemática, de 17,908 pontos em leitura e de 12,647 pontos em ciências. Já quando a fonte de respostas são as dos responsáveis, o diferencial passa a ser, em média, de 17,136 pontos em matemática, de 23,207 pontos e de 18,625 pontos em ciências.

Ao comparar alunos que tiveram toda a educação infantil, com os que não tiveram, o diferencial de notas está a favor dos que foram atendidos. No entanto, isso foi constatado apenas para fonte de resposta dos responsáveis, já que o efeito captado das respostas dos alunos foi insignificante. Assim, dada a fonte de resposta dos responsáveis, em

média, o aluno que teve toda a educação infantil tem nota maior em matemática, leitura e ciências, respectivamente, em 16,103 pontos, em 32,980 pontos e em 39,013 pontos.

Assim, pode-se inferir que ter educação na primeira infância impacta positivamente sobre o desempenho futuro. Essa prerrogativa está de acordo com estudos internacionais (Bietenbeck, Ericsson e Wamalwa, 2019; Cortáza, 2020; Dimiski, 2021; Esping-Anderson, 2012; Felfe e Lavive, 2010; Holla *et al.*, 2021; Shütz, 2009; e Pholphirul, 2017) e nacionais (Curi e Menezes-Filho, 2009; Felício e Vasconcellos, 2007; Reyna, Silva e Lírío, 2019; e Pinto, Santos e Guimarães, 2017).

4.3 *Quantile Treatment Effects (QTE)*

Nas estatísticas descritivas dos grupos (tabela 1.1), considerando a fonte de respostas dos alunos, nota-se um comportamento incomum, ao considerar as notas nas áreas de conhecimento do PISA. Pois, alunos que não tiveram acompanhamento e/ou educação na primeira infância apresentaram, em média, notas maiores do que os que fizeram a pré-escola e não muito inferior aos que ingressaram na creche. Assim, em busca de entender se essa tendência se mantém para diferentes quantis, aplicou-se o efeito quantílico de tratamento de Firpo (2007). Desse modo, as estimativas dos quantis Q10, Q25, Q50, Q75 e Q90 estão expressas na tabela 1.3.

O diferencial de notas é significativo ao nível de 5% nos quantis Q50, Q75 e Q90 no primeiro grupo de comparação (creche *versus* pré-escola), com exceção do Q50 e Q75 em leitura e do Q75 em ciências. Ao adicionar ao contrafactual alunos que ingressaram diretamente no fundamental, o diferencial se mantém significativo a 5% nos quantis Q50, Q75 e Q90, com exceção do Q50 em leitura e do Q75 em ciências. No terceiro grupo de comparação (pré-escola *versus* sem E.I.) apenas o quantil Q50 em leitura é significativo. Por sua vez, não houve significância estatística quando buscou diferenças de notas entre alunos que tiveram toda a educação infantil, com os que ingressaram na escola somente no ensino fundamental.

O efeito médio de tratamento capta o impacto médio na nota, advindo da mudança de “*status*” de tratado para não tratado. Assim, alunos que tiveram a pré-escola, caso tivessem sido atendidos também na creche, em média, teriam nota maior em matemática, em leitura e em ciências. Em matemática, esse aumento ocorre no Q50, no Q75 e no Q90 sendo, respectivamente, em média, de 12,234, de 20,593 e de 21,393 pontos. Já em leitura o

aumento, em média, é de 16,766 no Q90. Já em ciências o aumento é, em média, de 13,353 pontos no Q50 e de 20,933 pontos no Q90.

Tabela 1.3 - Efeito Quantílico do tratamento variáveis advindas dos alunos

Quantis	Efeito Quantílico de Tratamento					
	Creche x Pré-Escola			Creche x Pré-Escola ou sem EI		
	Matemática	Leitura	Ciências	Matemática	Leitura	Ciências
0,10	7,774	0,065	5,054	6,587	-0,074	4,496
	(5,205)	(5,642)	(4,817)	(5,068)	(5,546)	(4,472)
0,25	5,978	5,666	9,246	5,930	4,331	7,474
	(4,547)	(5,618)	(5,052)	(4,509)	(5,511)	(4,939)
0,50	12,234*	8,949	13,353*	11,487*	9,979	12,269*
	(4,343)	(5,650)	(5,052)	(4,294)	(5,461)	(4,972)
0,75	20,593*	11,146	11,157	18,664*	11,561*	10,925
	(5,320)	(5,876)	(6,060)	(5,267)	(5,842)	(5,804)
0,90	21,393*	16,766*	20,933*	21,705*	16,037*	21,009*
	(7,078)	(6,761)	(6,159)	(6,815)	(6,467)	(6,096)
Quantis	Pré-Escola x sem E.I			E.I. x sem E.I.		
	Matemática	Leitura	Ciências	Matemática	Leitura	Ciências
0,10	-20,286	1,564	-16,088	-5,190	-18,719	-3,044
	(18,618)	(5,624)	(24,726)	(44,565)	(70,761)	(38,773)
0,25	5,571	11,654	-8,429	4,848	-8,618	-8,296
	(12,327)	(18,734)	(16,644)	(24,407)	(21,972)	(46,718)
0,50	23,437	14,745*	-10,943	-5,593	8,478	-19,564
	(12,150)	(5,451)	(17,758)	(27,806)	(33,860)	(26,529)
0,75	7,282	17,783	12,419	8,649	-23,866	9,002
	(18,264)	(22,598)	(6,827)	(30,510)	(25,131)	(15,054)
0,90	5,478	4,567	2,837	33,182	9,777	19,338
	(19,627)	(16,781)	(27,538)	(29,471)	(26,074)	(34,791)

Fonte: elaboração própria. * refere-se a significância ao nível de 5%.

Ao considerar não apenas os alunos que foram atendidos na pré-escola, mas também os que ingressaram diretamente no ensino médio, caso tivessem sido atendidos na creche teriam um aumento do desempenho em matemática, em leitura e em ciências. Em matemática, esse aumento de desempenho ocorre no Q50, Q75 e no Q90 sendo em média, respectivamente, de 11,487, 18,664 e de 21,705 pontos. Já em leitura, o aumento, em média, seria no Q75 e no Q90, respectivamente, de 11,561 e de 16,037 pontos. Por sua vez, o aumento, em média, em ciências ocorre no Q50 e no Q90 sendo, respectivamente, de 12,269 e de 21,009 pontos.

Os alunos que ingressaram diretamente no ensino fundamental, caso tivessem ingressado na pré-escola, teriam aumento, em média, na nota de leitura caso se encontrasse entre os alunos com performance mediana. A saber, o aumento, em média, seria de 14,745 pontos.

Esses achados corroboram com Markus, Oliveira e Nishemura (2020), que encontraram diferentes efeitos para diferentes quantis. No entanto, de forma contrário ao

apresentado aqui, a medida que compara-se a melhores performances o efeito sobre o desempenho reduz.

4.4 Propensity Score Generalized (PSG)

Em busca de inferir se o desempenho dos alunos No PISA é influenciado pela quantidade de anos de estudo (cuidados) na primeira infância, utiliza-se o PSG. Antes de dar início a estimação, é necessário que os resíduos sejam normalmente distribuídos. Para tanto, fez-se uso do teste de Kolmogorov-Smirnov de normalidade dos resíduos, no qual, é satisfeito a 5% de significância para as três áreas de conhecimento.

A dose resposta e o efeito marginal do impacto do número de anos de estudo na primeira infância sobre as áreas de conhecimentos, podem ser visualizados nos gráficos 1.1, 1.2 e 1.3.

Para obter os intervalos de confiança aplicou-se a técnica de *bootstrap* com 500 repetições. Cabe ressaltar, que nas três disciplinas alguns pontos do efeito marginal são insignificantes, isso acontece quando os intervalos de confiança tocam o zero no eixo horizontal (que representa o nível de tratamento).

A dose resposta indica que, em média, o aumento dos anos iniciais de escolaridade na primeira infância, de 1 para 2 anos, aumenta a performance em matemática e reduz em ciências e leitura. Por outro lado, o aumento da escolaridade a partir de 2 anos até 5 anos, em média, aumenta o desempenho nas três disciplinas. Entretanto, quando a mudança de exposição passa do 5º para o 6º ano a performance cai nas três áreas de conhecimento.

Por sua vez, o efeito marginal indica que, em média, o acréscimo do aumento de escolaridade inicial na primeira infância traz retornos ainda maiores na performance acadêmica. Assim, em matemática, em média, alunos que tiveram 1 ano de escolaridade, caso tivessem ingressado um ano mais cedo, passariam a ter 2 anos, teriam acréscimos maiores de desempenho, comparado ao aumento de mais anos de escolaridade. Já em leitura e ciências, o acréscimo de anos, até 3 anos, segue a mesma tendência. Por outro lado, o aumento da escolaridade em matemática a partir de 2 anos e em leitura e ciência a partir dos 3 anos, traz aumentos decrescente da performance. Essa tendência se mantém até o 5º ano, pois quando a exposição passa do 5º para o 6º ano, o aumento de escolaridade traz maiores retornos na performance.

Gráfico 1.1 - D.R. e efeito marginal do tratamento em matemática

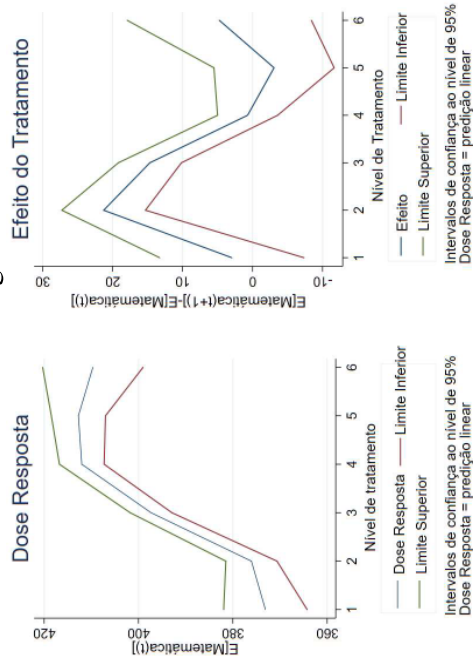


Gráfico 1.2 - D.R. e efeito marginal do tratamento em leitura

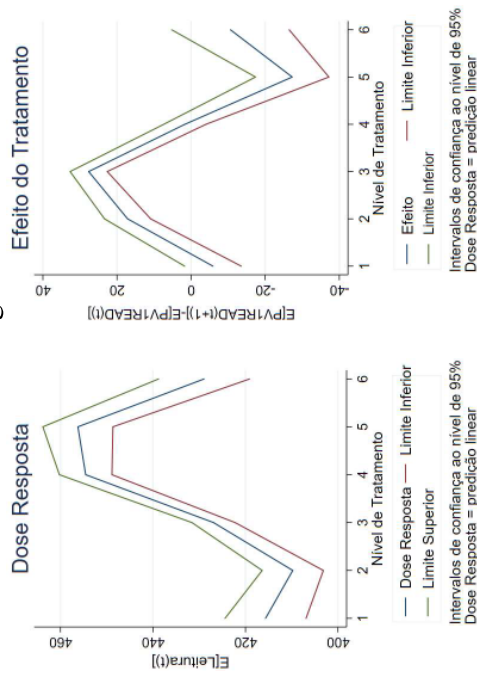
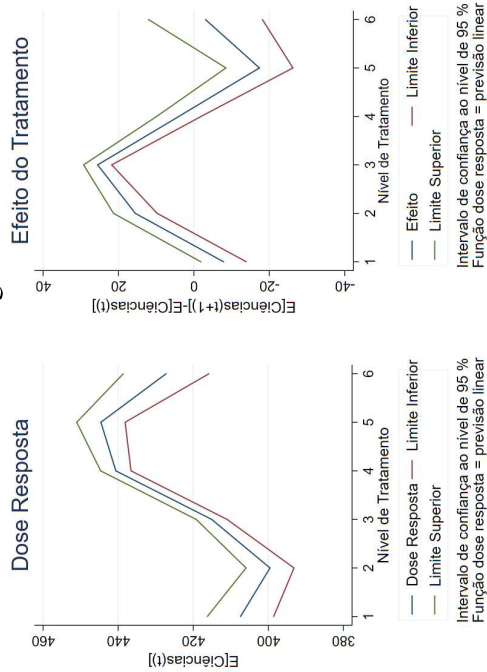


Gráfico 1.3 - D.R. e efeito marginal do tratamento em ciências



Fonte: elaboração própria com base nos dados do PISA 2018. Nota: a sigla D.R. corresponde à dose resposta.

O que corrobora com os achados nacionais de Marques e Cunha (2020), que constataram que a educação na primeira infância tem efeitos heterogêneos sobre o desempenho. Além disso, com o estudo internacional de Berlinski, Galian e Getler (2009) que mostraram que o aumento de um ano de escolaridade nos primeiros anos aumenta a performance acadêmica.

4.5 Análise de Sensibilidade

Para observar se os resultados acima são robustos a variáveis omitidas, aplicou-se o teste de sensibilidade de Rosenbaum, o qual são apresentados na tabela abaixo. O teste estabelece a partir de que ponto crítico de viés em características não observáveis rejeita-se a hipótese nula do tratamento ser aleatório após o pareamento. Desse modo, considera-se um parâmetro de sensibilidade Γ , no qual, representa o nível de distanciamento da aleatoriedade do tratamento, onde $\Gamma = 1$, o impacto do tratamento é livre de viés. Os resultados são satisfatórios, uma vez que reforçam a não existência de viés de possíveis características não observáveis que afetam o resultado para um $\Gamma = 1,05$. Todavia, ao comparar alunos que foram atendidos na creche, com alunos que ingressaram somente no fundamental, a não existência de viés foi constatada apenas até $\Gamma = 1,03$.

Tabela 1.4 - Análise de sensibilidade de Rosenbaum

Creche x pré-escola			Creche x pré-escola ou sem E.I.			Pré-escola x sem E.I			Educação infantil x sem E.I.			
Variáveis advindas das respostas dos alunos												
Gamma (Γ)	Mate. sig+	Leit. sig+	Ciên. sig+	Mate. sig+	Leit. sig+	Ciên. sig+	Mate. sig+	Leit. sig+	Ciên. sig+	Mate. sig+	Leit. sig+	Ciên. sig+
1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,04	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
1,05	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02
Variáveis advindas das respostas do responsável												
Gamma (Γ)	Mate. sig+	Leit. sig+	Ciên. sig+	Mate. sig+	Leit. sig+	Ciên. sig+	Mate. sig+	Leit. sig+	Ciên. sig+	Mate. sig+	Leit. sig+	Ciên. sig+
1,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,02	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,03	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,04	0,05	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,05	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Nota: Mate., Leit., Ciên. se referem respectivamente à matemática, à leitura e à ciências.

5. CONCLUSÃO

Este estudo buscou estender o debate acalorado na literatura da economia da educação sobre a educação na primeira infância, com ênfase nos impactos gerados no desempenho acadêmico. Para tanto, buscou-se novas evidências sobre o papel da educação na primeira infância, ao comparar alunos que tiveram algum grau de estudo na educação infantil com os que tiveram menor ou nenhum grau de estudo nesse arranjo educacional. Além disso, ao expor alunos a diferentes níveis de escolaridade nesse período.

Para atender ao objetivo proposto fez-se uso de dados do Brasil no PISA de 2018. A partir desta, tendo como medidores de impacto as notas de matemática, de leitura e de ciências dos alunos no PISA, tentou-se captar o efeito da educação infantil, de duas fontes de respostas (dos alunos e dos responsáveis) comparando os seguintes grupos: 1) creche *versus* pré-escola; 2) creche *versus* pré-escola ou sem educação infantil; 3) pré-escola *versus* sem educação infantil; 4) educação infantil completa (creche e pré-escola) *versus* os que não tiveram educação infantil. Para captar o impacto de grupos e sua robustez fez-se uso, respectivamente, do PSM e dos limites de Rosenbaum (2002). Além disso, aplicou-se o QTE para mensurar o impacto de forma estratificada. Por fim, para inferir o impacto da quantidade de anos de estudo na primeira infância utilizou-se a técnica do PSG.

De forma geral, a partir do PSM constatou-se, em média, efeitos positivos para a precocidade de entrada na primeira infância quando comparado aos que entraram mais tardiamente, independente da fonte de respostas. No entanto, esse padrão é estatisticamente insignificante no diferencial dos que tiveram toda a educação infantil com os que não tiveram, considerando a fonte de respostas advindas dos alunos.

Por sua vez, as estimativas do QTE, em média, indicaram que, caso os alunos tivessem sido atendidos na creche, teriam aumento na performance nas três competências do PISA, isso do mediano até o último quantil. Com exceção do Q50 para leitura que é estatisticamente insignificante, caso a fonte de resposta considerada seja a dos alunos. Já alunos que tivessem cursado a pré-escola teriam melhora na performance em matemática e em leitura, caso se enquadrem no Q50 e em ciência caso se encontrem no Q75. Por fim, o PSG, através da dose resposta, indica que, o aumento de anos de escolaridade a partir de 2 até 5 anos, em média, aumenta a performance. Já o efeito marginal indica que o acréscimo de anos de escolaridade nos anos iniciais trazem retornos maiores de desempenho, isso até 2 anos em matemática e 3 anos em ciências e em leitura. No entanto, à medida que se ultrapassa esses

anos o retorno no desempenho é decrescente. Por fim, ressalta-se que o teste de Rosenbaum (2002) indicou que os efeitos não são influenciados por variáveis omitidas.

Diante do exposto, a educação na primeira infância mostra-se um impulsionador do desenvolvimento cognitivo. Além disso, o grau de exposição nesse nível educacional influencia esse desenvolvimento. Para estudos futuros cabe testar se essa relação se mantém para diferentes níveis socioeconômicos.

REFERÊNCIAS

- BARROS, R. P.; CARVALHO, M.; FRANCO, S.; MENDONÇA, R.; ROSALÉM, A. (2011). Uma avaliação do impacto da qualidade da creche no desenvolvimento infantil. *Pesquisa e planejamento econômico*, v. 41, p. 213-232.
- BASSETT JR, G.; KOENKER, R. (1982). An empirical quantile function for linear models with iid errors. *Journal of the American Statistical Association*, v. 77, n. 378, p. 407-415.
- BRASIL. Congresso Nacional. Lei 13.005/14. Aprova o Plano Nacional de Educação e dá outras providências. Congresso Nacional. *Diário Oficial da União*, Brasília, 25 jun. 2014.
- BRASIL. Lei nº 11.274, 6 de fevereiro de 2006. Altera a redação dos arts. 29, 30, 32 e 87 da Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996, que estabelece as diretrizes e bases para a educação nacional, dispondo sobre a duração de 9 (nove) anos para o ensino fundamental, com matrícula obrigatória a partir dos 6 (seis) anos de idade. *Diário Oficial da União*, Brasília, DF, 7 fev. 2006a.
- BECKER G. (1964). *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*. University of Chicago Press, Chicago.
- BECKER, S. O.; ICHINO, A. (2002). Estimation of average treatment effects based on propensity scores. *The stata journal*, v. 2, n. 4, p. 358-377.
- BERLINSKI, S.; GALIANI, S.; GERTLER, P. (2009). The effect of pre-primary education on primary school performance. *Journal of Public Economics*, v. 93, n. 1-2, p. 219-234.
- BIETENBECK, J.; ERICSSON, S.; WAMALWA, F. M. (2019). Preschool attendance, schooling, and cognitive skills in East Africa. *Economics of Education Review*, v. 73, p. 101909.
- BURCHINAL, M. R.; CAMPBELL F. A.; BRYANT D. A.; WASIK B. H.; RAMEY C. T. (1997). Early intervention and mediating processes in cognitive performance of children of low-income African American families. *Child development*, p. 935-954.
- CARNEIRO, P.; HECKMAN, J. (2003). *Human Capital Policy* (No. 821). Institute of Labor Economics (IZA).
- CORREA, E.; COMIM, F.; TAI, S. H. T. (2014). Impactos da Creche na Primeira Infância: efeitos dependendo das características da família e do grau de exposição ao centro de cuidado. *Anais do XLII Encontro Nacional de Economia. ANPEC*.
- CORTÁZAR, A.; MOLINA, M. D. L. Á.; SÉLMAN, J.; MANOSALVA, A. (2020). Early childhood education effects on school outcomes: Academic achievement, grade retention and school drop Out. *Early Education and Development*, v. 31, n. 3, p. 376-394.
- CUNHA, F.; HECKMAN, J. J. (2007). The technology of skill formation. *American Economic Review*, v. 97, n. 2, p. 31-47.

CUNHA, F.; HECKMAN, J. J.; LOCHNER, L.; MASTEROV, D. V. (2006). Interpreting the evidence on life cycle skill formation. *Handbook of the Economics of Education*, v. 1, p. 697-812.

CURI, A. Z.; MENEZES-FILHO, N. A. (2009). A relação entre educação pré-primária, salários, escolaridade e proficiência escolar no Brasil. *Estudos Econômicos* (São Paulo), v. 39, p. 811-850.

DIMISKI, A. (2021). Factors that affect Students' performance in Science: An application using Gini-BMA methodology in PISA 2015 dataset. *Review of Economic Analysis*, v. 13, n. 2, p. 157-211.

DURKIN, K., LIPSEY, M. W., FARRAN, D. C., & WIESEN, S. E. (2022). Effects of a statewide pre-kindergarten program on children's achievement and behavior through sixth grade. *Developmental Psychology*. Disponível em: <https://doi.org/10.1037/dev0001301>

ELANGO, S.; GARCÍA, J. L.; HECKMAN, J. J.; HOJMAN, A. (2016). *4. Early Childhood Education*, p. 235-298. University of Chicago Press.

ESPING-ANDERSEN, G.; GARFINKEL, I.; HAN, W. J.; MAGNUSON, K.; WAGNER, S.; WALDFOGEL, J. (2012). Child care and school performance in Denmark and the United States. *Children and youth services review*, v. 34, n. 3, p. 576-589.

FELFE, C.; LALIVE, R. (2010). *How does early child care affect child development? Learning from the children of German unification.*

FELFE, C.; LALIVE, R. (2013). *Early child care and child development: For whom it works and why.*

FELÍCIO, F.; VASCONCELLOS, L. (2007). O efeito da educação infantil sobre o desempenho escolar medido em exames padronizados. *Anais do XXXV Encontro Nacional de Economia*.

FIRPO, S. (2007). Efficient semiparametric estimation of quantile treatment effects. *Econometrica*, v. 75, n. 1, p. 259-276.

FUNDAÇÃO ABRINQ. *Taxa bruta de matrícula em Creches*. 2021. Disponível em: <https://observatoriocrianca.org.br/cenario-infancia/temas/educacao-infantil/1081-taxa-bruta-de-matricula-em-creches?filters=1,77>

FUNDAÇÃO ABRINQ. *Taxa bruta de matrículas em pré-escolas*. 2021. Disponível em: <https://observatoriocrianca.org.br/cenario-infancia/temas/educacao-infantil/543-taxa-bruta-de-matricula-em-pre-escolas?filters=1,82>

GARCES, E.; THOMAS, D.; CURRIE, J. (2002). Longer-term effects of Head Start. *American economic review*, v. 92, n. 4, p. 999-1012.

HECKMAN, J. J.; KARAPAKULA, G. (2019). *The Perry Preschoolers at late midlife: A study in design-specific inference*. National Bureau of Economic Research.

- HIRANO, K.; IMBENS, G. W. (2004). The propensity score with continuous treatments. *Applied Bayesian modeling and causal inference from incomplete-data perspectives*, v. 226164, p. 73-84.
- HOLLA, A.; BENDINI, M. M.; DINARTE DIAZ, L. I.; TRAKO, I. (2021). *Is Investment in Preprimary Education Too Low? Lessons from (Quasi) Experimental Evidence across Countries*, No. 9723. The World Bank.
- IMBENS, G. W. (2000). The role of the propensity score in estimating dose-response functions. *Biometrika*, v. 87 n. 3, p. 706-710.
- KOENKER, R.; BASSETT JR, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, p. 33-50.
- KNUDSEN, E. I. (2004). Sensitive periods in the development of the brain and behavior. *Journal of cognitive neuroscience*, 16, n. 8, p. 1412-1425, 2004.
- MARKUS, N. M.; OLIVEIRA, F. R.; NISHIMURA, F. N. (2020). Efeito da Educação Pré-primária no Desempenho Escolar. *Anais do XXV Encontro Regional de Economia*.
- MARQUES F. C.; CUNHA M. S. (2020). ANÁLISE DOS IMPACTOS HETEROGÊNEOS DA EDUCAÇÃO INFANTIL NO PAÍS. *Anais do XLVIII Encontro Nacional de Economia. ANPEC*.
- MCCOY, D. C.; YOSHIKAWA, H.; ZIOL-GUEST, K. M.; DUNCAN, G. J.; SCHINDLER, H. S.; MAGNUSON, K.; SHONKOFF, J. P. (2017). Impacts of early childhood education on medium-and long-term educational outcomes. *Educational Researcher*, v. 46, n. 8, p. 474-487.
- NORES, M.; BARNETT, W. S. (2010). Benefits of early childhood interventions across the world:(Under) Investing in the very young. *Economics of education review*, v. 29, n. 2, p. 271-282.
- OSTER, E. (2019). Unobservable selection and coefficient stability: Theory and evidence. *Journal of Business and Economic Statistics*, v. 37, n. 2, p. 187- 204.
- PHOLPHIRUL, P. (2017). Pre-primary education and long-term education performance: Evidence from Programme for International Student Assessment (PISA) Thailand. *Journal of Early Childhood Research*, v.15, n. 4, p. 410-432.
- PINTO C. C. X.; SANTOS, D.; GUIMARÃES, C. (2017). The Impact of Daycare Attendance on Math Test Scores for a Cohort of Fourth Graders in Brazil. *The Journal of Development Studies*, v. 53, n. 9, p. 1335-1357.
- REYNA, E. F.; SILVA M. M. C.; E LÍRIO V. S. (2019). Novas evidências sobre o efeito da pré-escola nos testes de proficiência do Saeb. *XVII Encontro Nacional da Associação Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*.
- ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, v. 70, n. 1, p. 41-55.

ROSENBAUM, P. R. (2002). Sensitivity to hidden bias. In *Observational studies* (p. 105-170). Springer, New York, NY.

SANTOS, D. D. (2015). *Impactos do ensino infantil sobre o aprendizado: benefícios positivos, mas desiguais*. 260 f. Tese (Livre-Docência) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto.

SCHADY, N.; GALIANI, S.; SOUZA, A. P. (2006). Early childhood development in Latin America and the Caribbean [with comments]. *Economía*, v. 6, n. 2, p. 185-225.

SCHÜTZ, G. (2009). *Does the quality of pre-primary education pay off in secondary school? An international comparison using PISA 2003* (No. 68). Ifo Working Paper.

SILVA, W. S. D.; GONÇALVES, F. D. O. (2016). Evidências da relação entre a frequência no ensino infantil e o desempenho dos alunos do ensino fundamental público no Brasil. *Revista Brasileira de Estudos de População*, v. 33, p. 283-301.

TEMPLE, J. A.; REYNOLDS, A. J. (2007). Benefits and costs of investments in preschool education: Evidence from the Child-Parent Centers and related programs. *Economics of Education Review*, v. 26, n. 1, p. 126-144.

YOSHIKAWA, H.; WEILAND, C.; BROOKS-GUNN, J.; BURCHINAL, M. R., ESPINOSA, L. M.; GORMLEY, W. T.; ZASLOW, M. J. (2013). Investing in Our Future: The Evidence Base on Preschool Education. *Society for Research in Child Development*.

APÊNDICE A - DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Tabela A.1 - descritiva da idade de ingresso na primeira infância

Variável	Matemática					
	Valores da variáveis	Média	D. P.	Mínimo	Máximo	Nº de obs.
Idades em que o aluno iniciou a primeira infância	Não teve educação	407,20	82,54	245,10	593,90	94
	idade = 1 ou menos	419,10	102,20	224,20	797,60	318
	idade = 2	430,20	92,04	127,80	725,70	537
	idade = 3	408,00	87,16	179,60	708,20	933
	idade = 4	398,90	83,46	177,40	705,80	728
	idade = 5	392,30	78,87	204,80	671,90	451
	idade = 6 ou mais	370,10	73,27	157,00	594,40	249
Leitura						
Valores da variáveis	Média	D. P.	Mínimo	Máximo	Nº de obs.	
Não teve educação	439,30	89,94	230,10	608,40	94	
idade = 1 ou menos	447,50	108,70	197,90	766,30	318	
idade = 2	464,10	102,70	197,80	744,40	537	
idade = 3	444,50	96,82	167,10	732,50	933	
idade = 4	437,80	93,99	158,40	704,30	728	
idade = 5	424,70	91,22	209,50	770,00	451	
idade = 6 ou mais	402,20	88,17	144,70	659,90	249	
Ciências						
Valores da variáveis	Média	D. P.	Mínimo	Máximo	Nº de obs.	
Não teve educação	433,40	78,52	256,40	603,10	94	
idade = 1 ou menos	443,00	102,20	219,60	747,50	318	
idade = 2	451,10	94,09	192,30	685,00	537	
idade = 3	431,30	91,86	148,80	693,00	933	
idade = 4	425,20	88,25	178,50	661,40	728	
idade = 5	413,70	84,28	224,90	693,40	451	
idade = 6 ou mais	390,20	82,55	179,80	618,40	249	

Fonte: elaboração própria.

Tabela A.2 - Descritiva dos grupos advindo das respostas dos alunos

Variáveis	Creche x Pré-escola				Creche x Pré-escola ou sem E.I.			
	Creche		Pré-escola		Creche		Pré-escola ou sem E.I.	
	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão
<i>gen</i>	0,56	0,50	0,57	0,50	0,56	0,50	0,56	0,50
<i>idad</i>	15,91	0,28	15,91	0,29	15,91	0,28	15,91	0,29
<i>ano 1</i>	0,43	0,49	0,54	0,50	0,43	0,49	0,54	0,50
<i>ano 2</i>	0,54	0,50	0,44	0,50	0,54	0,50	0,44	0,50
<i>ano 3</i>	0,03	0,18	0,02	0,13	0,03	0,18	0,02	0,14
<i>edm1</i>	0,17	0,38	0,19	0,39	0,17	0,38	0,19	0,39
<i>edm2</i>	0,65	0,48	0,51	0,50	0,65	0,48	0,51	0,50
<i>edm3</i>	0,09	0,28	0,06	0,24	0,09	0,28	0,06	0,24
<i>edp1</i>	0,18	0,38	0,19	0,39	0,18	0,38	0,19	0,39
<i>edp2</i>	0,57	0,50	0,45	0,50	0,57	0,50	0,46	0,50
<i>edp3</i>	0,09	0,28	0,07	0,25	0,09	0,28	0,07	0,25
<i>HISEI</i>	46,77	23,51	39,08	22,10	46,77	23,51	39,25	22,12
<i>REPEAT</i>	0,21	0,41	0,26	0,44	0,21	0,41	0,26	0,44
<i>ESCS</i>	-0,81	1,25	-1,25	1,21	-0,81	1,25	-1,25	1,22
<i>HOMEPOS</i>	-1,25	1,13	-1,51	1,01	-1,25	1,13	-1,51	1,01
<i>CULTPOSS</i>	-0,49	0,81	-0,63	0,76	-0,49	0,81	-0,62	0,77
<i>WEALTH</i>	-1,26	1,09	-1,47	0,97	-1,26	1,09	-1,47	0,96
<i>ler1</i>	0,62	0,49	0,50	0,50	0,62	0,49	0,51	0,50
<i>ler2</i>	0,87	0,34	0,82	0,38	0,87	0,34	0,82	0,39
<i>ler3</i>	0,81	0,39	0,74	0,44	0,81	0,39	0,74	0,44
<i>ler4</i>	0,83	0,38	0,76	0,43	0,83	0,38	0,76	0,43
<i>ler5</i>	0,74	0,44	0,68	0,47	0,74	0,44	0,68	0,47
<i>centro_oeste</i>	0,08	0,27	0,10	0,31	0,08	0,27	0,11	0,31
<i>nordeste</i>	0,07	0,25	0,10	0,31	0,07	0,25	0,10	0,30
<i>norte</i>	0,44	0,50	0,26	0,44	0,44	0,50	0,25	0,43
<i>sul</i>	0,10	0,30	0,16	0,37	0,10	0,30	0,17	0,38
<i>suldeste</i>	0,32	0,47	0,38	0,49	0,32	0,47	0,37	0,48
<i>escp</i>	0,83	0,79	0,99	0,82	0,83	0,79	0,99	0,79
<i>TOTAT</i>	37,74	39,96	35,61	33,12	37,74	39,96	36,24	33,50
<i>STRATIO</i>	27,39	15,73	28,94	17,62	27,39	15,73	28,83	17,53
Nº de obs.	1.788		1.428		1.788		1.522	

Fonte: Elaboração própria. Nota: E.I. é referente à Educação Infantil.

Tabela A.3 - Descritiva dos grupos advindo das respostas dos alunos

Variáveis	Pré-escola x sem E.I.				E.I. x sem E.I.			
	Pré-escola		sem E.I.		E.I.		Sem E.I.	
	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão
<i>gen</i>	0,57	0,50	0,36	0,48	0,56	0,50	0,36	0,48
<i>idad</i>	15,91	0,29	15,92	0,29	15,91	0,28	15,92	0,29
<i>ano 1</i>	0,54	0,50	0,48	0,50	0,48	0,50	0,48	0,50
<i>ano 2</i>	0,44	0,50	0,46	0,50	0,50	0,50	0,46	0,50
<i>ano 3</i>	0,02	0,13	0,06	0,25	0,03	0,16	0,06	0,25
<i>edm1</i>	0,19	0,39	0,21	0,41	0,18	0,38	0,21	0,41
<i>edm2</i>	0,51	0,50	0,49	0,50	0,59	0,49	0,49	0,50
<i>edm3</i>	0,06	0,24	0,07	0,26	0,08	0,27	0,07	0,26
<i>edp1</i>	0,19	0,39	0,18	0,39	0,18	0,39	0,18	0,39
<i>edp2</i>	0,45	0,50	0,49	0,50	0,52	0,50	0,49	0,50
<i>edp3</i>	0,07	0,25	0,06	0,25	0,08	0,27	0,06	0,25
<i>HISEI</i>	39,08	22,10	41,85	22,42	43,35	23,21	41,85	22,42
<i>REPEAT</i>	0,26	0,44	0,26	0,44	0,23	0,42	0,26	0,44
<i>ESCS</i>	-1,25	1,21	-1,18	1,31	-1,01	1,25	-1,18	1,31
<i>HOMEPOS</i>	-1,51	1,01	-1,49	0,98	-1,37	1,08	-1,49	0,98
<i>CULTPOSS</i>	-0,63	0,76	-0,56	0,80	-0,55	0,79	-0,56	0,80
<i>WEALTH</i>	-1,47	0,97	-1,44	0,92	-1,36	1,04	-1,44	0,92
<i>ler1</i>	0,50	0,50	0,60	0,49	0,57	0,50	0,60	0,49
<i>ler2</i>	0,82	0,38	0,79	0,41	0,85	0,36	0,79	0,41
<i>ler3</i>	0,74	0,44	0,70	0,46	0,78	0,41	0,70	0,46
<i>ler4</i>	0,76	0,43	0,75	0,44	0,80	0,40	0,75	0,44
<i>ler5</i>	0,68	0,47	0,72	0,45	0,71	0,45	0,72	0,45
<i>centro_oeste</i>	0,10	0,31	0,14	0,35	0,09	0,28	0,14	0,35
<i>nordeste</i>	0,10	0,31	0,10	0,30	0,08	0,28	0,10	0,30
<i>norte</i>	0,26	0,44	0,18	0,39	0,36	0,48	0,18	0,39
<i>sul</i>	0,16	0,37	0,32	0,47	0,13	0,33	0,32	0,47
<i>suldeste</i>	0,38	0,49	0,27	0,44	0,35	0,48	0,27	0,44
<i>escp</i>	0,99	0,82	0,88	0,32	0,90	0,81	0,88	0,32
<i>TOTAT</i>	35,61	33,12	45,78	37,84	36,80	37,09	45,78	37,84
<i>STRATIO</i>	28,94	17,62	27,15	16,09	28,08	16,61	27,15	16,09
Nº de obs.	1.428		94		3216		94	

Fonte: Elaboração própria. Nota: E.I. é referente à Educação Infantil.

Tabela A.4 - Descritiva dos grupos advindo das respostas dos responsáveis

Variáveis	Creche x Pré-escola				Creche x Pré-escola ou sem E.I.			
	Creche		Pré-escola		Creche		Pré-escola ou sem E.I.	
	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão
<i>gen</i>	0,56	0,50	0,57	0,50	0,56	0,50	0,55	0,50
<i>idad</i>	15,91	0,28	15,92	0,28	15,91	0,28	15,91	0,28
<i>ano 1</i>	0,49	0,50	0,45	0,50	0,49	0,50	0,47	0,50
<i>ano 2</i>	0,49	0,50	0,51	0,50	0,49	0,50	0,50	0,50
<i>ano 3</i>	0,02	0,14	0,03	0,18	0,02	0,14	0,03	0,18
<i>edm1</i>	0,17	0,38	0,19	0,39	0,17	0,38	0,19	0,39
<i>edm2</i>	0,63	0,48	0,57	0,50	0,63	0,48	0,55	0,50
<i>edm3</i>	0,09	0,28	0,07	0,25	0,09	0,28	0,07	0,25
<i>edp1</i>	0,18	0,38	0,19	0,39	0,18	0,38	0,18	0,39
<i>edp2</i>	0,56	0,50	0,49	0,50	0,56	0,50	0,48	0,50
<i>edp3</i>	0,09	0,28	0,07	0,26	0,09	0,28	0,07	0,26
<i>HISEI</i>	45,49	23,09	42,10	23,19	45,49	23,09	41,28	23,09
<i>REPEAT</i>	0,22	0,42	0,23	0,42	0,22	0,42	0,24	0,43
<i>ESCS</i>	-0,87	1,23	-1,09	1,25	-0,87	1,23	-1,15	1,27
<i>HOMEPOS</i>	-1,29	1,07	-1,41	1,04	-1,29	1,07	-1,45	1,08
<i>CULTPOSS</i>	-0,51	0,81	-0,57	0,78	-0,51	0,81	-0,59	0,78
<i>WEALTH</i>	-1,27	1,03	-1,41	1,02	-1,27	1,03	-1,44	1,04
<i>ler1</i>	0,61	0,49	0,55	0,50	0,61	0,49	0,53	0,50
<i>ler2</i>	0,88	0,33	0,83	0,38	0,88	0,33	0,82	0,39
<i>ler3</i>	0,81	0,39	0,77	0,42	0,81	0,39	0,75	0,43
<i>ler4</i>	0,82	0,39	0,79	0,41	0,82	0,39	0,78	0,42
<i>ler5</i>	0,75	0,43	0,69	0,46	0,75	0,43	0,68	0,47
<i>centro_oeste</i>	0,11	0,31	0,08	0,27	0,11	0,31	0,08	0,27
<i>nordeste</i>	0,08	0,26	0,09	0,29	0,08	0,26	0,09	0,29
<i>norte</i>	0,30	0,46	0,39	0,49	0,30	0,46	0,40	0,49
<i>sul</i>	0,17	0,37	0,11	0,31	0,17	0,37	0,10	0,30
<i>suldeste</i>	0,36	0,48	0,34	0,47	0,36	0,48	0,33	0,47
<i>escp</i>	0,88	0,86	0,91	0,74	0,88	0,86	0,91	0,74
<i>TOTAT</i>	39,17	41,62	35,65	33,34	39,17	41,62	35,08	32,29
<i>STRATIO</i>	27,23	16,19	28,74	17,05	27,23	16,19	28,82	16,93
Nº de obs.	1.595		1.556		1.595		1.715	

Fonte: Elaboração própria. Nota: E.I. é referente à Educação Infantil.

Tabela A.5 - Descritiva dos grupos advindo das respostas dos responsáveis

Variáveis	Pré-escola x sem E.I.				E.I. x sem E.I.			
	Pré-escola		sem E.I.		E.I.		Sem E.I.	
	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão
<i>gen</i>	0,57	0,50	0,43	0,50	0,57	0,50	0,45	0,50
<i>idad</i>	15,92	0,28	15,89	0,29	15,91	0,28	15,90	0,28
<i>ano 1</i>	0,45	0,50	0,60	0,49	0,46	0,50	0,59	0,49
<i>ano 2</i>	0,51	0,50	0,37	0,49	0,51	0,50	0,39	0,49
<i>ano 3</i>	0,03	0,18	0,03	0,18	0,03	0,17	0,02	0,15
<i>edm1</i>	0,19	0,39	0,23	0,42	0,18	0,38	0,20	0,40
<i>edm2</i>	0,57	0,50	0,37	0,48	0,60	0,49	0,44	0,50
<i>edm3</i>	0,07	0,25	0,04	0,21	0,08	0,27	0,04	0,20
<i>edp1</i>	0,19	0,39	0,15	0,36	0,18	0,39	0,17	0,38
<i>edp2</i>	0,49	0,50	0,35	0,48	0,53	0,50	0,41	0,49
<i>edp3</i>	0,07	0,26	0,08	0,27	0,08	0,27	0,06	0,24
<i>HISEI</i>	42,10	23,19	33,34	20,54	44,31	23,26	34,98	20,76
<i>REPEAT</i>	0,23	0,42	0,30	0,46	0,22	0,42	0,31	0,46
<i>ESCS</i>	-1,09	1,25	-1,72	1,33	-0,95	1,23	-1,56	1,29
<i>HOMEPOS</i>	-1,41	1,04	-1,84	1,34	-1,33	1,05	-1,75	1,23
<i>CULTPOSS</i>	-0,57	0,78	-0,76	0,75	-0,54	0,79	-0,64	0,80
<i>WEALTH</i>	-1,41	1,02	-1,76	1,24	-1,32	1,02	-1,69	1,15
<i>ler1</i>	0,55	0,50	0,35	0,48	0,59	0,49	0,41	0,49
<i>ler2</i>	0,83	0,38	0,72	0,45	0,86	0,35	0,76	0,43
<i>ler3</i>	0,77	0,42	0,59	0,49	0,79	0,41	0,65	0,48
<i>ler4</i>	0,79	0,41	0,65	0,48	0,81	0,39	0,69	0,46
<i>ler5</i>	0,69	0,46	0,51	0,50	0,73	0,45	0,58	0,50
<i>centro_oeste</i>	0,08	0,27	0,04	0,19	0,09	0,29	0,07	0,25
<i>nordeste</i>	0,09	0,29	0,11	0,32	0,08	0,28	0,10	0,30
<i>norte</i>	0,39	0,49	0,54	0,50	0,34	0,47	0,47	0,50
<i>sul</i>	0,11	0,31	0,06	0,24	0,13	0,34	0,12	0,32
<i>suldeste</i>	0,34	0,47	0,25	0,44	0,35	0,48	0,25	0,43
<i>escp</i>	0,91	0,74	0,98	0,69	0,89	0,80	1,00	0,79
<i>TOTAT</i>	35,65	33,34	29,58	18,31	37,44	37,23	33,79	36,23
<i>STRATIO</i>	28,74	17,05	29,53	15,78	27,82	16,53	29,96	17,02
Nº de obs.	1.556		159		2.957		353	

Fonte: Elaboração própria. Nota: E.I. é referente à Educação Infantil.

APÊNDICE B - HOMEPOS

Quadro B - Descrição das variáveis que compõem HOMEPOS

	Perguntas aos alunos
Voltadas para todos os países	Uma mesa para estudar
	Um quarto só seu
	Um lugar tranquilo para estudar
	Um computador que pode ser utilizado para trabalhos escolares
	Um <i>software</i> educacional
	Um <i>link</i> de <i>internet</i>
	Literatura clássica (por exemplo, Shakespeare)
	Livros de poesia
	Obras de arte
	Livros para ajudar no trabalho de escola
	Livro de referência técnica
	Dicionário
	livro sobre arte, música ou <i>design</i>
Específicas para o Brasil	TV a cabo
	microondas
	Máquina de lavar

Fonte: elaboração própria.

APÊNDICE C - TESTES DE MÉDIAS

Os testes de médias sobre as variáveis de interesse advindas de respostas dos alunos são significativas a 5%, para todas as áreas de conhecimento, apenas para os grupos creche x pré-escola e creche x pré-escola ou sem educação infantil. Os demais cruzamentos são insignificantes a esse nível.

Tabela C.1 - Teste de médias das variáveis advindas do aluno

Disciplina		Média	D. Padrão	Intervalo de C.		Estatística t
Creche x Pré-escola						
Matemática	Creche	416,6	91,9	412,4	420,9	8,026
	Pré-Escola	391,8	80,9	387,6	396,0	
	Diferença	24,84				
Leitura	Creche	450,9	101,1	446,2	455,6	6,770
	Pré-Escola	427,5	92,98	422,7	432,3	
	Diferença	23,44				
Ciências	Creche	439,3	94,8	434,9	443,7	7,355
	Pré-Escola	415,5	86,9	410,9	420,0	
	Diferença	23,85				
Creche x Pré-escola ou sem Educação Infantil						
Matemática	Creche	416,6	91,93	412,4	420,9	7,864
	Pré-Escola ou sem E.I.	392,8	81,09	388,7	396,8	
	Diferença	23,89				
Leitura	Creche	450,9	101,1	446,2	455,6	6,688
	Pré-Escola ou sem E.I.	428,2	92,81	423,5	432,9	
	Diferença	22,73				
Ciências	Creche	439,3	94,81	434,9	443,7	7,160
	Pré-Escola ou sem E.I.	416,6	86,49	412,2	420,9	
	Diferença	22,74				
Pré-escola x sem Educação Infantil						
Matemática	Pré-escola	391,8	80,9	387,6	396,0	-1,784
	Sem E.I.	407,2	82,5	390,3	424,1	
	Diferença	-15,39				
Leitura	Pré-escola	427,5	93,0	422,7	432,3	-1,199
	Sem E.I.	439,3	89,9	420,9	457,7	
	Diferença	-11,84				
Ciências	Pré-escola	415,5	86,9	410,9	420,0	-2,106
	Sem E.I.	433,4	78,5	417,3	449,5	
	Diferença	-19,05				
Educação Infantil x sem Educação Infantil						
Matemática	E.I.	416,6	91,9	412,4	420,9	0,975
	Sem E.I.	407,2	82,5	390,3	424,1	
	Diferença	9,446				
Leitura	E.I.	450,9	101,1	446,2	455,6	1,089
	Sem E.I.	439,3	89,9	420,9	457,7	
	Diferença	11,59				
Ciências	E.I.	439,3	94,81	434,9	443,7	0,590
	Sem E.I.	433,4	78,5	417,3	449,5	
	Diferença	5,880				

Fonte: Elaboração própria.

Por sua vez, as variáveis de interesse captadas por respostas dos responsáveis são significativas ao nível de 5% para todos os grupos.

Tabela C.2 - Teste de médias das variáveis advindas dos responsáveis

Disciplina		Média	D. Padrão	Intervalo de C.		Estatística t
Creche x Pré-escola						
Matemática	Creche	412,4	90,0	408,0	416,8	3,445
	Pré-Escola	401,5	86,2	397,3	405,8	
	Diferença	10,82				
Leitura	Creche	447,2	97,8	442,4	452,1	2,613
	Pré-Escola	438,1	98,4	433,2	443,0	
	Diferença	9,132				
Ciências	Creche	435,7	93,6	431,1	440,3	3,121
	Pré-Escola	425,5	90,1	421,0	430,0	
	Diferença	10,21				
Creche x Pré-escola ou sem Educação Infantil						
Matemática	Creche	412,4	90,0	408,0	416,8	4,245
	Pré-Escola ou sem E.I.	399,4	85,5	395,4	403,5	
	Diferença	12,94				
Leitura	Creche	447,2	97,8	442,4	452,1	3,841
	Pré-escola ou sem E.I.	434,2	97,8	429,5	438,8	
	Diferença	13,08				
Ciências	Creche	435,7	93,6	431,1	440,3	4,169
	Pré-escola ou sem E.I.	422,5	89,6	418,2	426,7	
	Diferença	13,27				
Pré-escola x Sem Educação Infantil						
Matemática	Pré-escola	401,5	86,2	397,3	405,8	3,229
	Sem E.I.	378,6	74,9	366,9	390,4	
	Diferença	22,92				
Leitura	Pré-escola	438,1	98,4	433,2	443,0	5,254
	Sem E.I.	395,7	83,5	382,6	408,7	
	Diferença	42,46				
Ciências	Pré-escola	425,5	90,1	421,0	430,0	4,449
	Sem E.I.	392,5	79,1	380,1	404,9	
	Diferença	33,01				
Educação Infantil x sem Educação Infantil						
Matemática	E.I.	416,4	90,2	411,7	421,1	5,081
	Sem E.I.	378,6	74,9	366,9	390,4	
	Diferença	37,76				
Leitura	E.I.	451,5	97,6	446,3	456,6	6,929
	Sem E.I.	395,7	83,47	382,6	408,7	
	Diferença	55,80				
Ciências	E.I.	440,6	93,6	435,7	445,5	6,240
	Sem E.I.	392,5	79,09	380,1	404,9	
	Diferença	48,14				

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE D - ESTIMAÇÃO DOS *LOGITS*Tabela D.1 - Resultados do *logit* - Variáveis advindas de respostas dada pelo aluno

Variáveis	Creche x Pré-Escola		Creche x Pré-E. ou sem E.I.		Pré-escola x sem E.I		E. I. x sem E.I	
	coef.	E.P.	coef.	E.P.	coef.	E.P.	coef.	E.P.
<i>gen</i>	-0,05	0,08	0,01	0,08	0,96*	0,23	0,90*	0,23
<i>idad</i>	-0,38*	0,15	-0,34*	0,15	0,23*	0,07	0,25*	0,06
<i>ano2</i>	0,46*	0,10	0,42*	0,10	-0,48*	0,28	-0,28	0,27
<i>ano3</i>	0,99*	0,28	0,77*	0,26	-2,09*	0,56	-1,51	0,50
<i>edm1</i>	0,25	0,14	0,25	0,13	-0,11	0,38	-0,06	0,37
<i>edm2</i>	0,35*	0,14	0,37*	0,14	0,19	0,40	0,32	0,39
<i>edm3</i>	0,19	0,17	0,18	0,17	-0,42	0,48	-0,31	0,48
<i>edp1</i>	0,15	0,12	0,15	0,12	-0,17	0,37	-0,06	0,36
<i>edp2</i>	0,21	0,12	0,19	0,12	-0,18	0,36	-0,14	0,36
<i>edp3</i>	-0,10	0,17	-0,10	0,17	0,31	0,51	0,29	0,52
<i>HISEI</i>	0,01*	0,00	0,01*	0,00	-0,01	0,01	-0,01	0,01
<i>REPEAT</i>	0,14	0,11	0,13	0,11	-0,28	0,32	-0,21	0,31
<i>ESCS</i>	0,00	0,11	0,00	0,11	0,23	0,32	0,17	0,32
<i>HOMEPOS</i>	-0,11	0,15	-0,07	0,15	0,55	0,45	0,51	0,42
<i>CULTPOSS</i>	0,19*	0,07	0,17*	0,07	-0,40	0,22	-0,27	0,20
<i>WEALTH</i>	0,20	0,13	0,18	0,12	-0,27	0,39	-0,19	0,36
<i>ler1</i>	0,17	0,09	0,13	0,09	-0,72*	0,30	-0,53	0,29
<i>ler2</i>	0,02	0,14	0,03	0,14	0,34	0,38	0,40	0,38
<i>ler3</i>	0,04	0,14	0,06	0,14	0,71	0,39	0,59	0,37
<i>ler4</i>	0,09	0,14	0,13	0,14	0,25	0,41	0,29	0,39
<i>ler5</i>	-0,01	0,11	-0,04	0,11	-0,53	0,34	-0,48	0,33
<i>centro_oeste</i>	-0,19	0,18	-0,23	0,18	-0,58	0,48	-0,66	0,47
<i>nordeste</i>	1,11*	0,15	1,12*	0,14	0,36	0,44	0,92*	0,43
<i>sul</i>	-0,34	0,18	-0,41*	0,17	-0,81	0,44	-1,04*	0,44
<i>sudeste</i>	0,05	0,15	0,05	0,15	0,24	0,43	0,17	0,42
<i>SC013Q01TA</i>	-0,19*	0,05	-0,18*	0,05	0,31	0,34	0,03	0,19
<i>TOTAT</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,01*	0,00	0,01	0,00
<i>STRATIO</i>	-0,01*	0,00	-0,01*	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01
<i>const.</i>	5,36*	2,42	4,69*	2,37	-	-	-	-

Fonte: elaboração própria. Nota: * refere-se a significância ao nível de 5%.

Tabela D.2 - Resultados do *logit* - Variáveis advindas de respostas dada pelo responsável

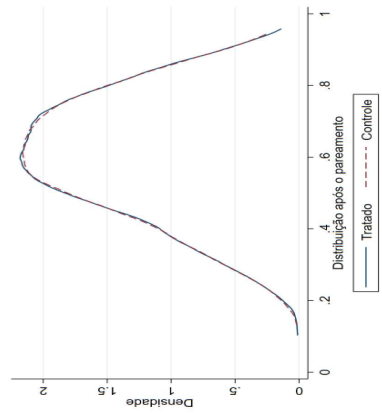
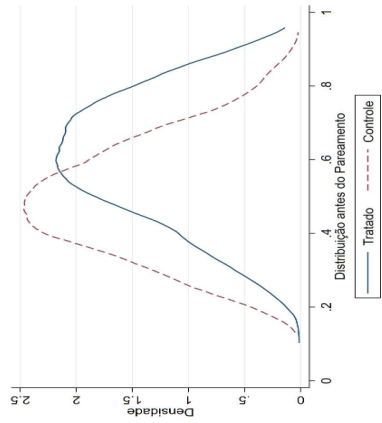
Variáveis	Creche x Pré-Escola		Creche x Pré-E. ou sem E.I.		Pré-escola x sem E.I		E. I. x sem E.I	
	coef.	E.P.	coef.	E.P.	coef.	E.P.	coef.	E.P.
<i>gen</i>	-0,02	0,07	0,03	0,07	0,62*	0,18	0,58*	0,12
<i>idad</i>	-0,03	0,02	-0,05*	0,02	0,02	0,05	0,07*	0,03
<i>ano2</i>	-0,19*	0,09	-0,14	0,09	0,59*	0,21	0,41*	0,14
<i>ano3</i>	-0,61*	0,24	-0,56*	0,24	0,36	0,51	0,41	0,40
<i>edm1</i>	0,02	0,13	0,02	0,13	-0,08	0,28	0,02	0,19
<i>edm2</i>	0,10	0,14	0,12	0,13	0,25	0,31	0,15	0,21
<i>edm3</i>	0,18	0,16	0,21	0,16	0,61	0,48	0,66*	0,33
<i>edp1</i>	0,07	0,12	0,11	0,12	0,41	0,28	0,13	0,19
<i>edp2</i>	0,14	0,11	0,16	0,11	0,10	0,28	-0,10	0,18
<i>edp3</i>	-0,02	0,16	-0,07	0,16	-0,66	0,40	-0,33	0,28
<i>HISEI</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,00
<i>REPEAT</i>	-0,08	0,11	-0,05	0,10	0,31	0,23	0,12	0,15
<i>ESCS</i>	0,09	0,11	0,10	0,10	0,15	0,25	0,18	0,17
<i>HOMEPOS</i>	-0,44*	0,15	-0,41*	0,14	0,34	0,32	0,46*	0,23
<i>CULTPOSS</i>	0,16*	0,07	0,16*	0,07	-0,03	0,17	-0,28*	0,11
<i>WEALTH</i>	0,25*	0,12	0,22	0,12	-0,37	0,28	-0,40	0,19
<i>ler1</i>	0,10	0,09	0,11	0,09	0,26	0,22	0,22	0,14
<i>ler2</i>	0,21	0,14	0,20	0,13	-0,07	0,26	-0,03	0,19
<i>ler3</i>	0,02	0,14	0,07	0,13	0,30	0,28	0,20	0,19
<i>ler4</i>	-0,25	0,14	-0,28*	0,13	-0,26	0,28	-0,10	0,19
<i>ler5</i>	0,16	0,10	0,19	0,10	0,32	0,22	0,17	0,15
<i>centro_oeste</i>	0,42*	0,18	0,47*	0,18	0,90	0,51	0,35	0,29
<i>nordeste</i>	-0,04	0,14	-0,05	0,14	0,19	0,29	-0,06	0,21
<i>sul</i>	0,62*	0,17	0,68*	0,17	1,07*	0,44	0,29	0,27
<i>sudeste</i>	0,23	0,15	0,27	0,14	0,58	0,32	0,46*	0,23
<i>SC013Q01TA</i>	0,02	0,05	0,02	0,05	-0,03	0,12	-0,09	0,07
<i>TOTAT</i>	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00
<i>STRATIO</i>	-0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00
<i>const.</i>	-	-	-	-	-	-	-	-

Fonte: elaboração própria. Nota: * refere-se a significância ao nível de 5%.

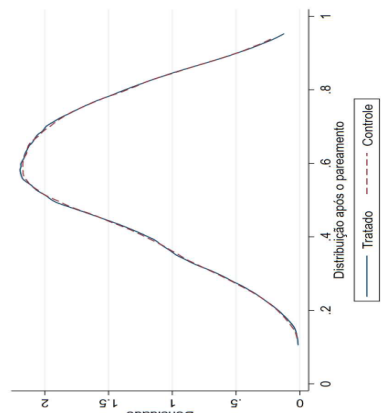
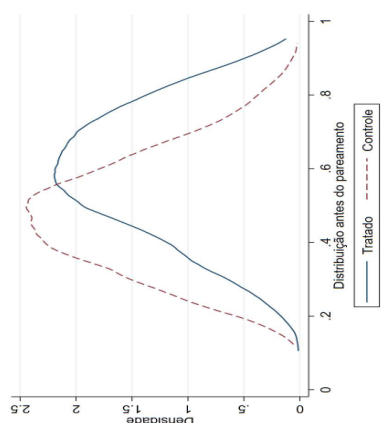
APÊNDICE E - DISTRIBUIÇÕES ANTES E DEPOIS DO PAREAMENTO

Figura E.1 - Distribuições antes (a esquerda) e depois (a direita) do pareamento para os tratamentos respondidos pelo aluno

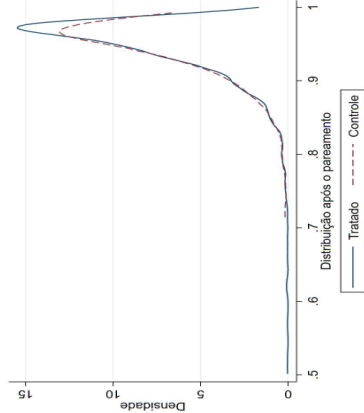
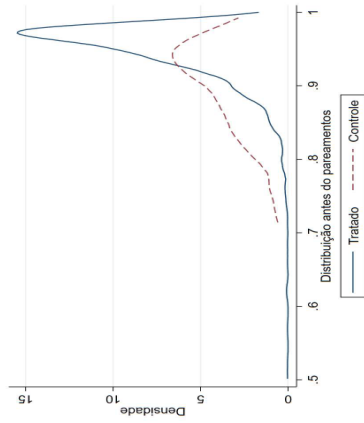
creche x pré-escola



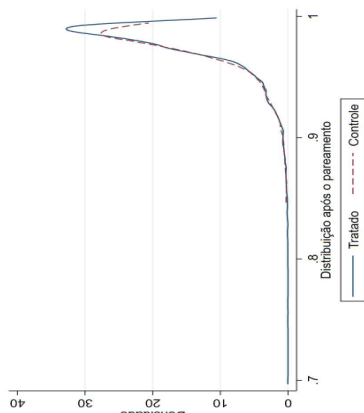
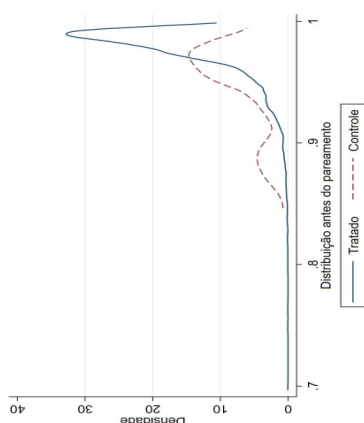
creche x pré-escola ou sem E.I.



pré-escola x sem E.I.



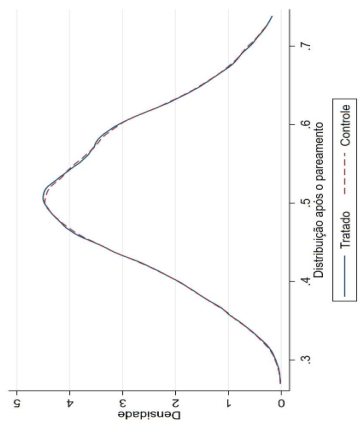
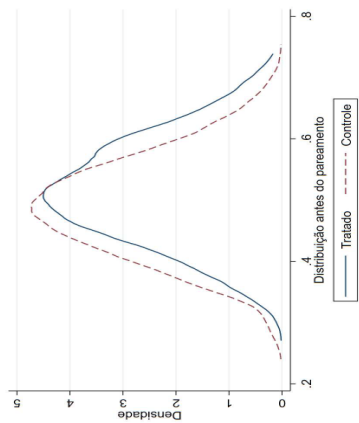
Com E.I x Sem E.I.



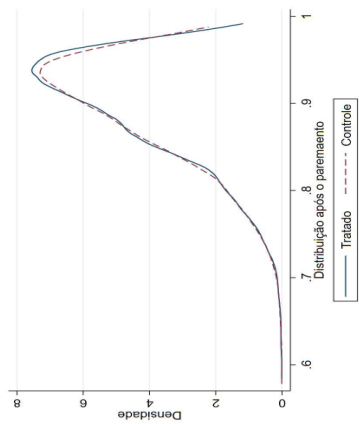
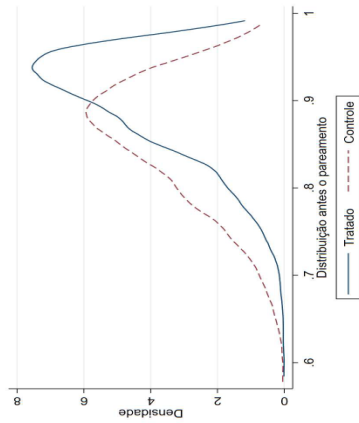
Fonte: Elaboração própria.

Figura E.2 - Distribuições antes (a esquerda) e depois (a direita) do pareamento para os tratamentos respondidos pelo responsável

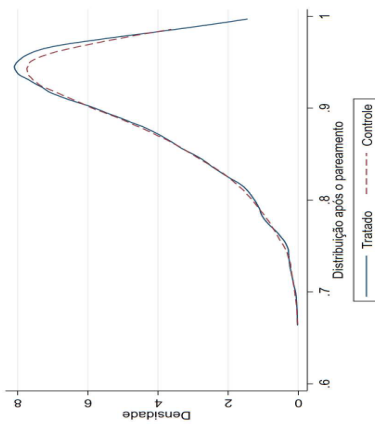
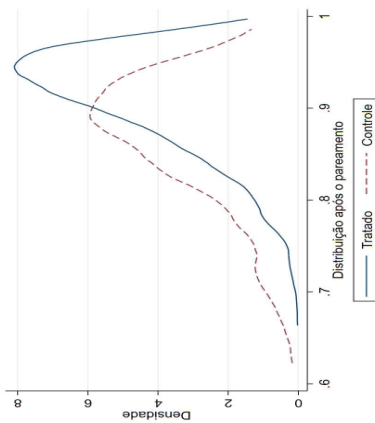
creche x pré-escola



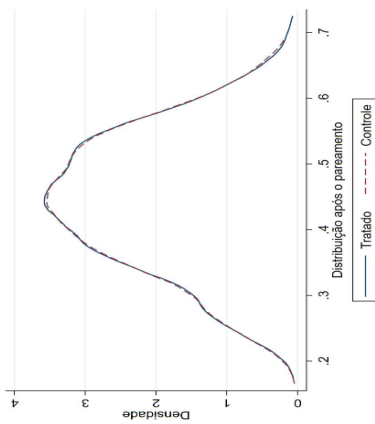
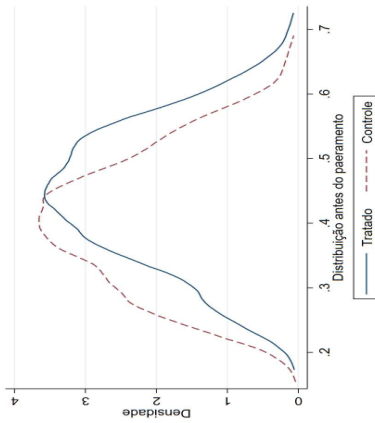
creche x pré-escola ou sem E.I.



pré-escola x sem E.I.



Com E.I x Sem E.I.



Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE F - BALANCEAMENTO PRÉ E PÓS BALANCEAMENTO

Tabela F.1 - Balanceamento pré e pós balanceamento - Variáveis advindas de respostas dada pelo aluno

	Pseudo- R^2	LR χ^2	P-valor	Viés Médio	Viés Mediano
Creche x Pré-Escola					
Não pareados	0,088	386,77	0,000	16,2	15,6
Pareados	0,005	24,51	0,654	2,4	2,4
Creche x Pré-E. ou sem E.					
Não pareados	0,087	398,60	0,000	15,9	15,9
Pareados	0,006	29,56	0,385	2,9	3,2
Pré-escola x sem E.I					
Não pareados	0,100	70,82	0,000	11,6	8,5
Pareados	0,058	31,36	0,240	6,2	5,5
E.I. x sem E.I					
Não pareados	0,095	81,17	0,000	13,0	8,6
Pareados	0,152	1356,14	0,000	14,2	11,5

Fonte: elaboração própria.

Tabela F.2 - Balanceamento pré e pós balanceamento - Variáveis advindas de respostas dada pelo responsável.

	Pseudo- R^2	LR χ^2	P-valor	Viés Médio	Viés Mediano
Creche x Pré-Escola					
Não pareados	0,110	482,24	0,000	12,5	9,0
Pareados	0,011	49,24	0,064	3,6	3,4
Creche x Pré-E. ou sem E.					
Não pareados	0,029	133,06	0,000	11,1	10,4
Pareados	0,007	32,34	0,261	2,9	2,4
Pré-escola x sem E.I					
Não pareados	0,067	149,46	0,000	21,4	24,3
Pareados	0,015	20,96	0,364	4,4	3,4
E.I. x sem E.I					
Não pareados	0,067	149,46	0,000	22,4	25,1
Pareados	0,015	22,97	0,560	4,3	2,9

Fonte: elaboração própria.

APÊNDICE G - EFEITO QUANTÍLICO DE TRATAMENTO ADVINDO DAS
RESPOSTAS DOS RESPONSÁVEIS

Tabela G - Efeito Quantílico do tratamento

Efeito Quantílico de Tratamento						
Quantis	Creche x Pré-Escola			Creche x Pré-Escola ou sem EI		
	Matemática	Leitura	Ciências	Matemática	Leitura	Ciências
0,10	3,216 (4,986)	8,295 (5,656)	0,614 (5,078)	2,537 (4,944)	6,305 (5,457)	-0,264 (4,975)
0,25	2,665 (4,489)	7,803 (5,537)	4,727 (4,921)	1,326 (4,375)	9,029* (5,321)	6,100 (4,806)
0,50	3,199 (4,380)	0,102 (5,439)	3,283 (4,987)	3,728 (4,264)	1,908 (5,321)	3,347 (4,903)
0,75	3,410 (4,799)	-0,007 (5,678)	4,893 (5,522)	3,995 (5,443)	1,527 (5,613)	6,079 (5,365)
0,90	4,799 (7,180)	0,661 (6,179)	2,587 (6,399)	3,683 (7,083)	2,022 (6,051)	4,027 (6,198)
Quantis	Pré-Escola x sem E.I			E.I. x sem E.I.		
	Matemática	Leitura	Ciências	Matemática	Leitura	Ciências
0,10	-0,501 (19,309)	-12,619 (9,005)	1,467 (9,322)	-9,061 (17,783)	-4,683 (10,743)	7,129 (12,299)
0,25	-8,876 (8,878)	4,347 (11,464)	11,853 (11,371)	1,036 (9,664)	16,698 (14,125)	19,154 (14,861)
0,50	14,355 (10,805)	17,385 (15,065)	20,351 (14,163)	18,835 (14,749)	18,164 (18,052)	31,350* (16,528)
0,75	6,395 (13,652)	30,699* (17,586)	19,296 (12,971)	21,161 (17,612)	25,807 (19,842)	31,919** (15,739)
0,90	27,840 (26,112)	44,795** (17,459)	42,447** (16,672)	52,164 (31,987)	31,865 (23,013)	58,740*** (21,095)

Fonte: elaboração própria.

CAPÍTULO 2

A EMPATIA E A CONSCIENTIZAÇÃO SOBRE O BULLYING AFETAM O DESEMPENHO NO PISA?

1. INTRODUÇÃO

As habilidades socioemocionais são fundamentais para preparar crianças e adolescentes para os desafios futuros. Por muito tempo, pensou-se que avaliações de desempenho ou de quociente de inteligência eram suficientes para ter sucesso no mercado de trabalho. No entanto, essas avaliações explicam apenas uma parcela do sucesso futuro (Kautz *et al.*, 2014). Preparar os indivíduos apenas com habilidades técnicas e acadêmicas é insuficiente para alcançar o sucesso, a integração social e o bem-estar, sendo necessário habilidades socioemocionais (Chernyshenko, Kankaraš e Drasgow, 2018). Pois, essas habilidades, que ultrapassam a dimensão cognitiva, modelam como o indivíduo regula seus pensamentos, emoções e comportamentos. O desenvolvimento dessas gera uma autorregulação e autoconhecimento. Propiciando o conhecimento de seus limites e capacidades, preparando os indivíduos a lidar, da melhor forma possível, com os problemas, os desafios, as incertezas e as volatilidades do mundo.

Devido ao entendimento da importância dessas habilidades, muitos pesquisadores, como psicólogos, economistas e sociólogos, voltaram sua atenção para a área. Capturando como elas afetam os resultados na vida, como acadêmico, profissional, econômico, bem-estar e criminal (Almlund *et al.*, 2011; Barrick e Mount, 1991; Heckman e Rubinstein, 2001; Heckman, Stixrud, & Urzua, 2006; Nofle *et al.*, 2007; Rogosch e Cicchetti, 2004; Roberts *et al.*, 2007; Vazsonyi *et al.*, 2001). No qual, são habilidades tão importantes quanto, por vezes mais, que às habilidades cognitivas (Almlund *et al.*, 2011; Kautz *et al.*, 2014).

Essas habilidades são absorvidas a partir da vivência de experiências que determinam como o indivíduo lida com suas emoções e com as pessoas ao seu redor. Essa captação ocorre durante todo o ciclo de vida e o papel dos pais e da escola são primordiais e fundamentais nesse processo (Cunha *et al.*, 2006). Contudo, apesar de ocorrer durante toda a vida, os períodos chaves da formação de habilidades, são a infância e a adolescência (Chernyshenko, Kankaraš e Drasgow, 2018). Na infância é onde se tem as primeiras experiências e o investimento parental⁵ nos primeiros anos trará melhores retornos

⁵ Por exemplo, cuidados, disponibilidade de tempo e sensibilidade dos pais com os filhos.

socioemocionais (Cunha *et al.*, 2010). Já a adolescência é uma fase de transição, da infância para a vida adulta, no qual, requer grandes adaptações. Nesse período também há a maleabilidade e formação das habilidades (Hoeschler, Balestra e Backes-Gellner, 2018). Além do cuidado parental, outro fator crucial é o papel da escola (Cunha *et al.* 2006). No qual, o ambiente escolar é multifacetado, dinâmico e atrelado a relações sociais, sendo um espaço ideal para o estímulo individual e coletivo das habilidades socioemocionais. Assim, melhores níveis de habilidades socioemocionais estão relacionados a cursar a pré-escola (Schlotter, 2011; Silva Júnior e Gonçalves, 2018) ou ao menor número de alunos por turma (Dee e West, 2011).

Em contrapartida, níveis mais elevados de habilidades socioemocionais influenciam positivamente a carreira acadêmica. Pois, diminuem as chances de abandono escolar (Conels, Gernandt e Saam, 2009). Aumentam as chances de conclusão do ensino médio e de ingressar na universidade (Sorrenti *et al.*, 2020). Isso se dá devido alunos com maiores níveis de habilidades socioemocionais serem menos propensos a atrapalharem a aula e mais inclinados a se concentrarem no conteúdo ensinado (Sorrenti *et al.*, 2020). Além disso, impactam positivamente no desempenho acadêmico (Borghans, Meijers e Ter Weel, 2008). Segundo Brunello e Schlotter (2011) maiores notas em testes de desempenho, dependem não apenas da cognição, mas também de habilidades não cognitivas. Estudos nacionais corroboram com essa relação, pois Santos, Berlingeri e Castilho (2017) mostram que as habilidades socioemocionais melhoram o desempenho acadêmico. Já Princiotti e Santos (2020) indicam que a disparidade de gênero em testes cognitivos, em grande parte, são explicadas por habilidades não cognitivas.

No entanto, o progresso acadêmico pode ser prejudicado por distúrbios comportamentais, que segundo Moroni, Nicoletti e Tominey, 2019, podem advir de baixos níveis de habilidades socioemocionais. Um desses distúrbios é o *bullying*. Este vem ganhando notoriedade recentemente, apesar de ser um problema recorrente no ambiente escolar. Para a literatura da psicologia, o *bullying* é caracterizado por três elementos cruciais (Farrington 1993; Olweus 1993). A saber, a intimidação, o desequilíbrio de poder e a repetitividade do assédio. Este processo de assédio é danoso tanto para a vítima, quanto para o agressor, no qual, dificulta a obtenção de capital humano dentro e fora da escola (Brown e Taylor, 2008). O desempenho acadêmico é prejudicado, isso tanto para vítima (Rusteholz, Mediavilla e Pires, 2021; Yu e Zhao, 2021) como para o agressor (Eriksen, Nilsen e Simonsen, 2012). No Brasil, alguns estudos voltaram sua atenção para o tema, um deles é o de Rizzoto e França (2021), no qual, relatam que o *bullying* físico afeta negativamente o desempenho acadêmico.

Por sua vez, Oliveira *et al.* (2018) indicam que o assédio reduziu as notas em matemática. A ocorrência de *bullying* no Brasil é alta, segundo a OCDE 2019 (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico) 29% dos alunos brasileiros relataram sofrer *bullying* algumas vezes por mês, sendo esse percentual bem maior que a média dos países da OCDE que é de 23%.

Há uma relação próxima do *bullying* e habilidades socioemocionais. Segundo Sarzosa 2017, alunos com menores níveis de habilidades socioemocionais são mais propensos a serem vítimas de *bullying*. Essas habilidades podem ajudar no combate desse distúrbio comportamental (Oliveira *et al.*, 2018). Segundo Sarzosa e Urzúa (2021), o investimento no desenvolvimento de habilidades socioemocionais é primordial para o enfrentamento desse problema. Uma das formas de combater este recorrente problema é promover atitudes que promovam a defesa das vítimas (Baldry e Farrington, 2004). Essas atitudes devem vir de julgamentos morais sobre o comportamento de intimidação. Duas habilidades socioemocionais fundamentais nesse processo são a empatia e a conscientização. A primeira, é a tomada de perspectiva do outro, de forma que capte e entenda os sentimentos do outro. Segundo Wiseman (1996) a empatia caracteriza-se pela tomada de perspectiva, ausência de julgamento, reconhecimento da emoção nos outros e capacidade de se comunicar esse estado emocional. Já a conscientização é a forma que o indivíduo entende seu papel dentro da sociedade. A partir disso, este passa a ter noção de como o bem-estar das pessoas são prejudicadas ou favorecidas ao praticar determinada ação. Na literatura da psicologia, é constado como a empatia combate o *bullying* (Şahin, 2012; Zych, Ttofi e Farrington 2019). Corroborando com esta ideia, tem o estudo de Gini *et al.* (2007), no qual, mostraram que meninos mais empáticos atuam ativamente para ajudar seus colegas. Já Siregar, Yusuf e Wahyuni (2019) mostraram como uma intervenção no desenvolvimento da empatia sobre o *bullying*, ajudou a diminuir o comportamento violento dos agressores. Isso se dá por educá-los sobre as condições desagradáveis enfrentadas pelas vítimas. Em um estudo do âmbito econômico realizado recentemente Gutierrez, Molina e Ñopo (2018), mostram como o *bullying* é reduzido através da conscientização ao mostrar as consequências negativas desse comportamento.

Assim, este estudo busca inferir se alunos brasileiros mais empáticos e conscientes sobre o *bullying* apresentam melhor desempenho no PISA. Para tanto, faz-se uso dos dados brasileiros no PISA de 2018. Uma das contribuições deste estudo, reside no fato de buscar evidências para a escassa literatura que investigou se habilidades socioemocionais voltadas a combater o *bullying*, afetam o desempenho. Outra contribuição é a técnica

empregada que não foi utilizada no Brasil, a saber, *Double/Debiased Machine Learning* (DML) que foi recentemente desenvolvida por Chernozhukov *et al.* (2018). Como busca-se a causalidade entre as variáveis de interesse (que foram consideradas tratamentos) e o desempenho, essa técnica é fundamental, já que pode-se utilizar um grande conjunto de controles e suas transformações, combatendo a suposição de que o tratamento é infundado, uma vez que essa suposição não é testável. Além disso, diferente das técnicas tradicionais ao não impor restrições à forma funcional do modelo. Essa busca a melhor forma funcional, estimando e comparando uma ampla gama de especificações até encontrar a melhor que se ajusta aos dados. Por fim, verificou se há problemas advindos de variáveis omitidas. Para tanto, faz-se uso da técnica de Oster (2019).

A seguir, o estudo está organizado nas seguintes seções: na 2ª seção tem-se a revisão de literatura, na 3ª tem-se a metodologia, a base de dados e a técnica aplicada, na 4ª os resultados e, por fim, na 5ª a conclusão.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Habilidades não cognitivas

Preparar as crianças e jovens para os desafios do século 21 supõe o desenvolvimento de todas as competências necessárias para o êxito pessoal, acadêmico e profissional (Santos e Primi, 2014). Entre essas competências, estão as que são reconhecidas e mensuradas pelos sistemas acadêmicos, como o letramento e o numeramento. No entanto, essas medidas de desempenho captam apenas parte das habilidades para ter uma vida bem sucedida (Heckman, 1999). Pois, mostra apenas o quão inteligente era um aluno, mas não indicava o quão “confiável” é esse resultado (Heckman e Rubinsteins, 2001). Tornando necessário o desenvolvimento de habilidades que não são captadas e mensuradas por esses testes, que são denominadas de habilidades socioemocionais ou não cognitivas. Essas são habilidades que ultrapassam a dimensão cognitiva e envolvem de forma muito mais profunda o lado psicológico e emocional do indivíduo. Elas direcionam para dois tipos de comportamento, sua relação consigo mesmo (intrapessoal) e com outras pessoas (interpessoal). O desenvolvimento dessas habilidades gera uma autorregulação e autoconhecimento, a partir do entendimento e administração das emoções, dos pensamentos e dos sentimentos. Propiciando o conhecimento de seus limites e capacidades, preparando os

indivíduos a lidar, da melhor forma possível, com os problemas, os desafios, as incertezas e as volatilidades do mundo.

Em busca de saber o papel e a importância das habilidades socioemocionais em resultados futuros na vida, tem o estudo de Almlund *et al.* (2011), no qual, exploraram o poder dos traços de personalidade como preditores do desempenho acadêmico e econômico, da saúde e da atividade criminosa. Para tanto, comparam o poder preditivo dessas habilidades com as cognitivas. Para medir e capturar as habilidades não cognitivas utilizaram um construto derivado de um modelo econômico de preferências, de restrições e de informações. Por sua vez, as habilidades cognitivas foram mensuradas pelo quociente de inteligência e testes de desempenho. Ao compararem as habilidades, em muitos resultados encontrados, as medidas de personalidade foram tão preditivas quanto as medidas cognitivas, mesmo depois de controlar o histórico escolar e a cognição. Segundo os autores, medidas padrão de cognição são fortemente influenciadas por incentivos e traços de personalidade. Além disso, relatam que os traços de personalidade são mais maleáveis ao longo do ciclo de vida em comparação com a cognição, que se torna estável por volta dos 10 anos de idade. Por fim, indicaram que intervenções que moldam a personalidade são caminhos promissores para lidar com a pobreza e a desvantagem.

Já Algan *et al.* (2014) investigaram se uma intervenção randomizada em crianças com *déficit* de habilidades socioemocionais⁶ tem efeitos nos resultados ao longo da vida. A intervenção foi conduzida no centro da cidade de Montreal na década de 1980. Essa consistiu em um programa de 2 anos com o objetivo de aumentar o autocontrole e as habilidades sociais a partir dos 7 anos de idade. Segundo os autores, a intervenção mudou as trajetórias ao longo da vida de crianças com *déficits* de habilidades não cognitivas, a saber, aumentou o autocontrole e a confiança na adolescência, melhorou o desempenho educacional e os resultados no início da vida adulta, como criminalidade, educação, emprego e capital social. Segundo eles, as habilidades sociais são um aspecto importante, mas negligenciado, do desenvolvimento de habilidades não cognitivas. Por fim, relatam que a cada \$⁷1 investido no programa rendeu cerca de \$14 em benefícios aos participantes ao longo da vida.

Em uma revisão de estudos recentes de economia e psicologia, Kautz *et al.* (2014) buscaram analisar como ocorre o desenvolvimento de habilidades cognitivas e não cognitivas. Segundo os autores, habilidades não cognitivas predizem resultados futuros na vida com a mesma, ou maior, intensidade que as medidas cognitivas. Além disso, relatam que as

⁶ Foram alunos considerados problemáticos que perturbaram os ambientes escolares e dificultaram as aulas.

⁷ \$ é o símbolo do dólar, que é a moeda utilizada em vários países, por exemplo, Estados Unidos da América.

habilidades não cognitivas têm fortes efeitos sobre o desempenho educacional e que essas habilidades são moldadas pelas famílias, escolas e ambientes sociais, sendo estáveis em qualquer idade, mas são mutáveis ao longo do ciclo de vida. Por fim, ao analisarem as evidências disponíveis, concluem que, para a formação de habilidades não cognitivas, os programas de intervenção voltados para a primeira infância apresentam taxas de retornos maiores que os voltados para a adolescência. Mas ressaltam, que não necessariamente é verdade que a prevenção é melhor do que a remediação.

Corroborando com a ideia de que o papel da família e do ambiente social, no qual, as crianças estão envolvidas é primordial para a formação das habilidades não cognitivas, tem-se o estudo psicométrico de Rogosch e Cicchetti (2004). No qual, investigaram como as cinco competências não cognitivas⁸ são afetadas pelos maus-tratos na infância. Para tanto, acompanharam 211 crianças com seis anos de idade (135 maltratadas e 76 não maltratadas). Em seus achados, relataram que crianças com seis anos de idade que sofreram maus-tratos apresentaram menor gentileza, consciência e franqueza e maior neuroticismo do que as crianças que não foram maltratadas.

A prevalência da violência contra crianças no ambiente familiar, seus fatores de risco, e suas consequências no desenvolvimento de habilidades não cognitivas das crianças foram investigadas por Almeida *et al.* (2020). Para isso, utilizaram dados longitudinais do município de Sobral (CE), referente a alunos entre o 5º e o 6º ano do ensino fundamental em 2018 e 2019. Em seus achados, após aplicar a técnica *logit*, indicaram que, de 1 a cada 4 alunos é vítima de violência doméstica, sendo meninos mais propensos que meninas a sofrerem essa violência. Além disso, alunos que cometem ou sofrem *bullying* na escola apresentam chances três vezes maiores de sofrer violência no ambiente familiar. Ao aplicarem diferenças em diferenças, relatam que sofrer violência doméstica impacta negativamente o desenvolvimento das habilidades não cognitivas, a saber, reduziu a abertura a novas experiências, a amabilidade, a autogestão e a resiliência emocional. Por fim, ressaltam que alunos que deixaram de ser vítimas entre 2018 e 2019 apresentaram desenvolvimento das habilidades socioemocionais semelhante ao de alunos que nunca reportaram sofrer violência no ambiente familiar.

Cunha *et al.* (2006) estudaram o desenvolvimento infantil através de modelos econômicos, tentando captar a essência, dada a literatura da época, do que realmente influencia a formação de habilidades não cognitivas. Para tanto, usam modelos econômicos

⁸ Abertura a novas experiências, extroversão, amabilidade, conscienciosidade e estabilidade emocional.

básicos sobre o investimento em capital humano, que são referidos como a autoprodutividade e a complementaridade. O primeiro, significa que habilidades produzidas em um estágio aumentam as habilidades obtidas em estágios posteriores. O segundo, implica que os primeiros investimentos precisam ser seguidos por investimentos posteriores para que os investimentos iniciais tenham retorno. Segundo os autores, estes dois conceitos explicam como habilidade gera habilidade por meio de um processo multiplicador. Além disso, relatam que a formação das habilidades não cognitivas é um processo do ciclo de vida, tendo início no útero e que continua ao longo da vida. Sendo que o papel das famílias é primordial no desenvolvimento dessas, sendo mais importante que o papel da escola. Em seus achados mostram que o retorno do investimento nos anos iniciais é alto e que os primeiros investimentos só dão frutos se forem acompanhados por investimento posteriores.

Por sua vez, Cunha e Heckman (2008) estimaram modelos que captam a evolução de habilidades cognitivas e não cognitivas ao longo do ciclo de vida das crianças. Esses, exploram o papel dos ambientes familiares na formação dessas habilidades em diferentes estágios do ciclo de vida. Seus achados indicam que o investimento parental é eficaz na formação de habilidades não cognitivas. Além disso, relatam que essas habilidades promovem o desenvolvimento de habilidades cognitivas, mas não vice-versa. Por fim, indicam que o investimento parental tem efeito heterogêneo nos diferentes estágios na vida da criança. Em idade precoce as habilidades mais afetadas são as habilidades cognitivas, ao passo que, em idades posteriores são as não cognitivas.

A elasticidade de substituição entre os investimentos parentais foi estimada por Cunha, Heckman e Schennach (2010) de um determinado período, considerando os estoques de habilidades herdadas de períodos anteriores para determinar a substituíbilidade entre investimentos tardios e posteriores. Para tanto, utilizaram abordagens não paramétricas através de ampla gama de modelos não lineares que permitissem identificar a tecnologia de formação de habilidades. Com isso, determinaram o direcionamento ideal de intervenções para crianças com diferentes dotes parentais e pessoais. Além disso, mostram que a substituíbilidade é, aproximadamente, constante em todos os estágios do ciclo de vida na produção de habilidades não cognitivas.

Moroni, Nicoletti e Tominey (2019) buscaram novos *insights* sobre a tecnologia de formação de habilidades não cognitivas, só que voltados para a meia-infância⁹. Para isso, investigaram o grau de complementaridade e / ou substituíbilidade entre os diferentes tipos de contribuições dos pais e habilidades socioemocionais aos 6 anos de idade na produção de

⁹ Entre 6 e 11 anos.

habilidades socioemocionais aos 11 anos de idade. Em seus achados indicam que, o aumento do investimento parental, de forma que ambientes domésticos tornam-se menos estressantes, têm retornos maiores para crianças com maiores habilidades não cognitivas (complementaridade). Mas isso apenas para níveis altos de insumos. Por sua vez, para baixo níveis de investimento, tornando o ambiente familiar mais estressante, um aumento tem um retorno maior em crianças com o nível de habilidades não cognitivas menores (substituibilidade).

O desenvolvimento de habilidades não cognitivas, na fase da adolescência, é estudado por Hoeschler, Balestra e Backes-Gellner (2018) a partir de dados longitudinais para captar a formação de habilidades não cognitivas na juventude. Para tanto, concentraram-se em dois tipos de habilidades não cognitivas: coragem (ou seja, a perseverança e paixão por objetivos de longo prazo) e os Cinco Grandes traços de personalidade (ou seja, consciência, extroversão, simpatia, abertura e estabilidade emocional). Seus achados mostraram que um determinado conjunto de habilidades não cognitivas aumentam em média durante a adolescência, a saber, coragem e três dos cinco grandes traços de personalidade (conscienciosidade, amabilidade e estabilidade emocional). No entanto, essas mudanças são heterogêneas. Assim, as habilidades não cognitivas são maleáveis durante a adolescência, corroborando com a literatura já citada, confirmando que as habilidades não cognitivas são maleáveis durante todo o ciclo de vida.

O papel da família é fundamental para o desenvolvimento das habilidades não cognitivas, mas o papel da escola é essencial na formação das habilidades não cognitivas, como observou Schlotter (2011) ao estimar o impacto da idade de ingresso na pré-escola na formação de habilidades não cognitivas. Para tanto, utilizaram uma abordagem de variável instrumental, explorando cortes de entrada na pré-escola. Seus achados indicam que entrar na pré-escola mais cedo impacta positivamente no desenvolvimento de habilidades não cognitivas. Para ser mais preciso, os autores relatam que a entrada mais cedo na pré-escola, tornaram os alunos mais assertivos e mais capazes de fazerem novas amizades.

O impacto de ter cursado a pré-escola nas habilidades cognitivas e não cognitivas em uma amostra da rede estadual do Rio de Janeiro foi estimado por Silva Júnior e Gonçalves (2018) por meio das bases da Prova Brasil 2013 e SENNA, sob a hipótese de seleção nos observáveis - técnica de PSM. Além disso, utilizaram o método de Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) para controlar variáveis que influenciam o desempenho. Por fim, devido a heterogeneidades não observadas, estimaram o Modelo de Misturas Finitas (MMF). Relataram, a partir de seus achados, efeitos positivos na formação de habilidades para

crianças que frequentaram a pré-escola. Segundo eles, essas crianças possuíam maior estabilidade emocional comparadas às que entraram diretamente no primário. Assim sendo, apresentaram melhor autoestima, (isso no 5º ano do ensino fundamental) e são também mais abertas a novas experiências (efeitos captados no 5º e no 9º ano).

Para Dee e West (2011) as reduções no tamanho da turma nas primeiras séries melhoraram a formação das habilidades não cognitivas e a iniciativa subsequente do aluno. No entanto, esses efeitos não persistiram até a 8ª série¹⁰. Por outro lado, em uma análise complementar, encontraram que classes menores na 8ª série levam a melhorias nas medidas de envolvimento do aluno.

A influência de programas de intervenção randomizada na formação de habilidades não cognitivas e os efeitos de longo prazo (nas carreiras educacionais das crianças) foi estudada por Sorrenti *et al.* (2020). A intervenção foi conduzida por professores e consistia em aulas semanais e deveres de casa que foram incorporados ao currículo escolar. As crianças foram acompanhadas por 8 anos e a intervenção teve duração de até dois anos, com o objetivo de promover o autocontrole, a paciência, as habilidades de solução de problemas sociais, a autoestima, a inteligência emocional e o envolvimento acadêmico.

De acordo com Sorrenti *et al.* (2020), a intervenção aumentou a probabilidade de concluir o ensino médio e ingressar na universidade doze anos após o término da intervenção. As crianças tratadas tornam-se menos impulsivas, menos perturbadoras e mostram menor grau de oposição aos professores e pais. Em sala de aula, as crianças tratadas tornam-se menos propensas a atrapalhar as aulas e mais propensas a se concentrar no conteúdo do ensino. Além disso, eles também obtêm notas mais altas, mas isso não se mantém em testes padronizados. Por fim, os autores, afirmam que, ao considerar o longo prazo, pode ser melhor investir em habilidades socioemocionais do que em habilidades cognitivas para melhores resultados educacionais.

Outro estudo de intervenção, mas do âmbito nacional, é o trabalho de Oliveira, Pazello e Menezes (2021). No qual, avaliaram o impacto do projeto Academia Educar, referente ao ano de 2016, na formação de habilidades socioemocionais. Este projeto promove a formação de jovens líderes em escolas públicas, criando oportunidades para que jovens de 13 a 16 anos descubram suas capacidades naturais. Buscando capacitá-los para a transformação da realidade de suas escolas e comunidades. O projeto se baseia nos quatro pilares da educação estabelecidos pela Unesco, quais sejam, Aprender a Ser, Aprender a Viver, Aprender a Aprender e Aprender a Fazer. Para mensurar o impacto do programa,

¹⁰ Correspondente ao 9º ano atualmente.

utilizaram as técnicas de PSM e diferenças em diferenças. Seus achados indicam que os efeitos dos estudantes que participaram do projeto foram positivos e significativos sobre sociabilidade (aumento de 12% do valor inicial), assertividade (aumento de 16% do valor inicial) e participação política (dobrou a porcentagem inicial). Já os resultados para as variáveis de locus de controle interno e imaginação foram significativas e na direção esperada somente em parte das especificações. Por fim, para volatilidade, os resultados não sugerem impacto.

Voltando-se para o impacto de habilidades socioemocionais na evasão escolar, tem-se o estudo de Conels, Gernandt e Saam (2009) que buscaram saber quais os determinantes da evasão escolar do ensino médio e profissional na Alemanha. Para tanto, utilizaram dados de um painel socioeconômico de 2000 a 2007. Além disso, além de considerarem as variáveis clássicas como histórico e desempenho acadêmico, consideraram o efeito das habilidades não cognitivas. As técnicas utilizadas foram *probit* e abordagem de variável instrumental. Em seus achados, relatam que níveis altos de habilidades não cognitivas reduzem o risco do abandono escolar. Além disso, a importância das habilidades não cognitivas tendem a aumentar com a idade.

A partir de uma revisão de literatura econômica empírica, com foco em estudos do âmbito europeu, Brunello e Schlotter (2011) captaram os impactos das habilidades não cognitivas na escola e no mercado de trabalho. Com base nas evidências, pontuações altas em testes cognitivos resultam não apenas da dimensão cognitiva, mas também da dimensão não cognitiva. Além disso, ao enfatizarem a importância das habilidades cognitivas para o crescimento econômico, ressaltam que reconhecer parte desse efeito pode ser impulsionado por habilidades não cognitivas. Segundo os autores, grande parte da literatura indica que as habilidades não cognitivas influenciam o desempenho na escola e no mercado de trabalho, sendo esses efeitos tão significativos quanto os cognitivos. No entanto, afirmam que há debate acentuado sobre o desenvolvimento dessas habilidades, com alguns argumentando que podem ser alteradas até o final da adolescência e outros afirmando que podem ser alteradas em qualquer idade. No entanto, afirmam que muito do que os economistas sabem sobre a tecnologia de formação de habilidades não cognitivas diz respeito aos níveis educacionais iniciais, como pré-escolas e escolas. Não tendo muitos estudos que investigam o desenvolvimento e manutenção de habilidades não cognitivas no mercado de trabalho. Assim, é necessário mais estudos da tecnologia e manutenção de habilidades socioemocionais no mercado de trabalho.

Borghans, Meijers e ter Weel (2008) buscaram saber se testes de desempenho são influenciados por habilidades não cognitivas. Para isso, as habilidades não cognitivas foram medidas tanto por traços de personalidade quanto por parâmetros de preferência econômica. A hipótese dos autores era de que testes que medem o desempenho dependem do nível do esforço mental aplicado para responder a perguntas difíceis. Para comprovar a hipótese, variaram as recompensas em um teste cognitivo buscando saber até que ponto as pessoas são sensíveis a incentivos financeiros. Além disso, para mensurar o aumento do esforço mental dos investimentos, variaram o tempo de resposta das perguntas. Seus achados indicam que traços de personalidade favoráveis, como motivação a ter bom desempenho e maior locus de controle interno, tem bom resultados cognitivos na ausência de recompensas. Segundo os autores, consistente com um modelo em que tentar o máximo possível é a melhor estratégia. Em contrapartida, parâmetros econômicos favoráveis (por exemplo, baixa aversão ao risco) estão associados a maior esforço (tempo gasto) na resolução do teste. Assim, relatam que, em um modelo econômico racional, as pessoas respondem a incentivos, nesse caso, retorno monetário. Por fim, concluem que o comportamento do indivíduo em testes de desempenho depende de habilidades não cognitivas.

O nível de desenvolvimento socioemocional dos alunos da rede estadual do Ceará está relacionado com o nível de aprendizado em matemática e português, segundo Santos, Berlinger e Castilho (2017). Além disso, eles analisaram como o nível de aprendizado variaria com o desenvolvimento socioemocional dos alunos. Como proxy para o nível de aprendizado utilizaram as notas no 1º ano do ensino médio, obtidas pelos alunos nas provas de português e matemática do Sistema Permanente de Avaliação da Educação Básica do Ceará (SPAECE). Para mensurar os traços de personalidade utilizaram o instrumento SENNA, que avalia o desenvolvimento dos cinco domínios socioemocionais considerados pela literatura, quais sejam: autogestão, abertura à novas idéias, engajamento com os outros, estabilidade emocional e amabilidade. Seus achados indicam que a abertura a novas ideias e a amabilidade são os traços socioemocionais mais relacionados ao desempenho dos alunos em português, enquanto para matemática estão mais associados a conscienciosidade e a estabilidade emocional.

Para analisar se a disparidade de gênero, em testes cognitivos, está relacionada às habilidades não cognitivas, Princiotti e Santos (2020) comparam alunos que obtiveram o mesmo desempenho em testes padronizados, mas notas diferentes em avaliações proferidas pelos professores. Para tanto, utilizaram dados de alunos do 3º ano do ensino médio, matriculados em escolas do Rio de Janeiro. Segundo os autores, a comparação por testes

padronizados não capta uma série de fatores que os professores levam em conta para avaliar os alunos. Dessa forma, utilizaram medidas de um instrumento psicológico baseado na teoria das competências não cognitivas para controlar as estimações como proxies dessas competências. Seus achados indicam que há disparidade entre os gêneros e que em grande parte são explicadas por habilidades não cognitivas.

2.2 *bullying* e habilidades não cognitivas

O *bullying* é um problema que vem ganhando notoriedade recentemente, apesar de ser um problema recorrente no ambiente escolar. Na literatura da psicologia, o *bullying* é composto por três elementos cruciais (Farrington 1993; Olweus 1993). O primeiro, é a intimidação, podendo essa ser verbal ou física, promovendo sentimento de medo, angústia ou lesões na vítima. O segundo é o desequilíbrio de poder, dado que um ou mais assediadores vitimizam crianças, que em sua maioria, são indefesas contra esse assédio. O terceiro é a repetitividade do assédio que se prolonga por um período de tempo.

A literatura econômica recentemente voltou sua atenção para esse problema e de como esse afeta o desenvolvimento humano (Brown e Taylor 2008; Eriksen, Nielsen e Simonsen 2012; Oliveira *et al.* (2018); Rizzotto e França 2021; Rusteholz, Mediavilla e Pires 2021). Além disso, de como esse assédio pode ser atenuado ou até eliminado do ambiente escolar com o desenvolvimento de habilidades cognitivas e não cognitivas (Gutierrez Molina e Ñopo 2018; Sarzosa e Urzúa 2021; Sarzosa 2017; Oliveira *et al.* 2018).

Brown e Taylor (2008) investigaram o impacto do Bullying, tanto da vítima quanto do assediador, no desempenho acadêmico e no salário. Para tanto, utilizaram uma amostra de indivíduos extraída do *National Child Development Study* (NCDS). Seus achados indicam que o bullying escolar tem impacto negativo sobre o acúmulo de capital humano dentro e fora da escola. Para mostrar a importância de combater o *bullying*, comparam o impacto negativo deste com o impacto do tamanho da turma. Segundo os autores, o impacto do *bullying* no desempenho educacional de indivíduos com 16 anos é semelhante em magnitude aos efeitos do aumento do tamanho da classe. No entanto, apenas a influência negativa do *bullying* no nível de escolaridade permanece durante a idade adulta. Por fim, ressaltam que ser intimidado na escola, influencia negativamente os salários recebidos durante a idade adulta.

Por sua vez, Eriksen, Nielsen e Simonsen (2012) investigaram os efeitos de longo prazo do indivíduo ser intimidado ou de ser o assediador. Para isso, utilizaram dados entre

1990-1992 da Dinamarca. Seus achados indicam que ser intimidado reduz a média de notas em cerca de 20% de um desvio padrão, o que, segundo os autores, é comparável ao efeito de aumentar mais 7 alunos na classe. Além disso, indicam que ser vítima de *bullying* também aumenta o uso futuro de medicamentos psicofarmacológicos, o peso corporal (meninos) e a probabilidade de gravidez na adolescência (meninas). Ao passo que ser agressor leva a uma maior probabilidade de menores desempenhos educacionais e de futuras condenações criminais.

Em um estudo mais recente Rusteholz, Mediavilla e Pires (2021) avaliaram o efeito do *bullying* no desempenho acadêmico nas escolas da cidade de Madri (Espanha). Para tanto, utilizaram dados de alunos que cursaram a 10^a grade¹¹ em 2017. Para inferir os resultados utilizaram uma técnica de multinível. Em seus achados, relataram que o *bullying* afeta negativamente as competências avaliadas, a saber, língua espanhola, língua inglesa, matemática, geografia e história. Além disso, mostraram que, em ambientes com maiores níveis de assédio moral há um menor desempenho acadêmico. Por fim, indicam que o *bullying* pode afetar tanto alunos com alto ou baixo desempenho, de diversas maneiras, dependendo de qual disciplina é considerada.

Já Yu e Zhao (2021) exploraram o impacto de vitimização do *bullying* sobre o desempenho acadêmico e a integração social. Para tanto, utilizaram dados do PISA de 51 países. As metodologias aplicadas foram o modelo logístico, a correspondência exata grosseira (CEM) e o modelo de equação estrutural (SEM). Seus achados indicam que ser menino, aluno de ensino médio e repetente tem maior chance de sofrer *bullying*. De modo que ser vítima de *bullying* está relacionado a menor desempenho acadêmico e integração social. Por fim, ressaltam que políticas voltadas para melhorar o ambiente escolar podem atenuar a vitimização e, assim, reduzir os efeitos negativos do assédio moral.

Rizzotto e França (2021) que avaliaram o impacto de diferentes formas de *bullying*, quais sejam, físico, psicológico e indireto, em estudantes brasileiros. Para isso, utilizaram dados do PISA de 2015. As técnicas utilizadas foram o PSM, o *Inverse Probability-Weighted Regression-Adjustment (IPWRA)* e o tratamento categórico multivalorado conhecido como *Generalized Propensity Score (GPS)*. Seus resultados mostram que o *bullying* físico (ter seus pertences destruídos e apanhar) reduz o desempenho acadêmico dos alunos vitimados, enquanto o *bullying* psicológico não afetou negativamente as notas. Além disso, indicaram que quanto maior a frequência do assédio, maiores as chances

¹¹ Referente ao 1º ano do ensino médio no Brasil.

de menor desempenho. Por fim, segundo os autores, ser vítima de *bullying* aumenta a evasão escolar e, por vezes, propicia dificuldades no mercado de trabalho.

O efeito do *bullying* sobre as notas de matemática de alunos da 6ª série¹² do ensino fundamental na cidade de Recife, em Pernambuco, foi estimado por Oliveira *et al.* (2018) a partir da técnica de PSM com os dados da pesquisa da Fundação Joaquim Nabuco de 2013. Além do objetivo principal citado, buscaram compreender o papel das habilidades socioemocionais sobre o desempenho acadêmico e sobre o *bullying*. Seus achados indicam que na disciplina de matemática, o *bullying* reduziu o desempenho e que as habilidades socioemocionais podem ajudar com essa questão.

A relação do *bullying* com as habilidades socioemocionais em adolescentes sul-coreanos foi analisada por Sarzosa e Urzúa (2021), para avaliar até que ponto as habilidades cognitivas e não cognitivas são capazes de impedir a ocorrência do *bullying*. Essas habilidades amenizam ou agravam os efeitos do *bullying* em vários resultados de interesse (como depressão, satisfação com a vida, incidência de tabagismo, alguns indicadores de saúde e capacidade de lidar com situações estressantes). Para isso, estimaram um modelo estrutural que se baseia na identificação de habilidades latentes. Os achados dos autores indicam que as habilidades não cognitivas reduzem significativamente as chances de ser intimidado durante o ensino médio. Em particular, um aumento de um desvio padrão nessas habilidades reduz 37% a probabilidade de ser intimidado. Além disso, indicam que o *bullying* é caro tanto para a vítima, quanto para o agressor, tendo consequências negativas mais tarde na vida. Por fim, exploraram o quanto investir em habilidades não cognitivas pode reduzir a ocorrência de *bullying*. Relatando que o investimento no desenvolvimento de habilidades é primordial em qualquer política voltada para combater o *bullying*.

Sarzosa (2017) desenvolveu e estimou um modelo estrutural de acumulação de habilidades introduzindo interações sociais endógenas. Para tanto, utilizou várias dimensões de heterogeneidade não observada e variações das características dos alunos em sala de aula para identificar as vítimas de *bullying*. Seus achados indicam que há um ciclo vicioso entre *bullying* e esgotamento das habilidades não cognitivas. Além disso, alunos com menores níveis dessas habilidades ou com características incomuns em relação aos seus colegas são mais propensos a serem vítimas de *bullying*. Segundo os autores, a alocação de alunos em salas mais homogêneas pode reduzir a vitimização, evitando que crianças com características incomuns sejam isoladas e virem alvo de agressores.

¹² Atualmente, 7º ano.

Assim, o *bullying* é um problema educacional comportamental que afeta de várias formas o desenvolvimento humano. Impactando negativamente o ambiente escolar, sendo danoso não apenas para a vítima mas também para o agressor (Eriksen, 2012; Sarzosa e Úrzua, 2021). Tentando captar formas de combater esse problema Gutierrez, Molina e Ñopo (2018) avaliaram o impacto de uma intervenção para reduzir o *bullying* em escolas públicas urbanas no Peru. Sendo a intervenção composta por dois componentes: i) tentaram aumentar a conscientização dos alunos sobre as consequências negativas do bullying e incentivá-los a se posicionar contra este problema, e ii) facilitaram a capacidade dos alunos de relatar incidentes violentos, promovendo o uso de um novo programa governamental para envio de relatórios confidenciais de forma online. Seus achados indicam que a intervenção reduziu o comportamento do espectador e aumentou a disposição de denunciar a violência. Além disso, reduziu a probabilidade de mudança e de abandono escolar. Em contrapartida, melhorou o desempenho dos alunos em testes padronizados a médio prazo. No entanto, segundo os autores, a intervenção teve um impacto mais limitado entre as crianças expostas à violência em casa. Por fim, concluem que encorajar os alunos a se levantarem contra o bullying e fornecer-lhes os meios para fazê-lo pode ter efeitos benéficos sobre seu bem-estar e desempenho educacional, mesmo em ambientes violentos.

Além da conscientização já expressa no estudo de Gutierrez, Molina e Ñopo (2018), outra habilidade não cognitiva fundamental para o combate ao *bullying* é a empatia, que consiste, basicamente, em se “colocar no lugar do outro”, captando e entendendo os seus sentimentos. Essa é composta por três dimensões, a saber, a cognitiva, a afetiva e a motivacional. A dimensão cognitiva é a compreensão, em certo grau, do que a outra pessoa está pensando ou sentindo (ou ambas) (Ver, Read, 2019). Basicamente entender o que o outro está sentindo. Já a dimensão afetiva é mais profunda, no qual, envolve o compartilhamento do estado mental de outra pessoa (Ver, Read, 2019). Por fim, a dimensão motivacional, segundo Read (2019), trata-se de compartilhar a experiência afetiva de outra pessoa e ser motivada a responder apropriadamente à situação. No qual, essa resposta, por exemplo, pode se dá através de ajuda em uma determinada situação ou na obtenção de determinado objetivo.

Dada as definições, a literatura da psicologia mostra a importância da empatia como forma de combater o *bullying*. Para dar início a essa relação tem o estudo de Gini *et al.* (2007), que investigaram como diferentes níveis de responsividade empática estão associados ao bullying e ao comportamento defensivo. Para tanto, acompanharam 318 adolescentes. Seus achados indicam que alunos com baixos níveis de sensibilidade empática estão associados ao

comportamento de *bullying*. Por outro lado, a empatia está positivamente relacionada a ajudar ativamente os colegas. No entanto, isso não foi constatado para as meninas.

No caso dos programas que tentam aumentar a empatia, Şahin (2012) analisou a eficácia do treinamento de empatia como um programa de intervenção sobre o *bullying*. Para tanto, medidas repetidas de análise de variância foram usadas para analisar os efeitos do tempo e da intervenção das habilidades empáticas e comportamentos de *bullying* dos participantes. Em seus achados, os comportamentos de *bullying* dos participantes do grupo experimental diminuíram significativamente quando comparados com os indivíduos do grupo de controle.

Ao examinar a eficácia do treinamento de empatia para diminuir o comportamento de *bullying*, Siregar, Siregar, Yusuf e Wahyuni (2019) perceberam que o treinamento ajudou a diminuir o comportamento violento dos agressores, ao educá-los sobre as condições desagradáveis enfrentadas pelas vítimas. Assim, segundo os autores, ao propiciar treinamento empático aos agressores é possível reduzir a violência escolar, proporcionando um ambiente mais saudável, no qual, os agressores devem socializar e conviver melhor com seus colegas.

A partir de uma revisão sistemática e uma de meta-análise sobre empatia e traços insensíveis não emocionais em relação ao *bullying* escolar, Zych, Ttofi e Farrington (2019) relataram os resultados com base em 53 relatórios empíricos que atenderam aos critérios de inclusão. Em seus achados, vítimas de violência são menos empáticas. Além disso, segundo os autores, os defensores das vítimas têm maiores níveis de empatia afetiva.

3. DADOS E ESTRATÉGIA EMPÍRICA

Este estudo busca inferir se alunos mais empáticos e conscientes sobre a questão do *bullying* apresentam melhor desempenho acadêmico. Desse modo, essa seção apresenta a base de dados, as variáveis utilizadas e a metodologia empregada.

3.1 Base de Dados e variáveis de tratamento e de impacto

O presente trabalho faz uso da base de dados do Brasil no PISA 2018. O Pisa é uma avaliação internacional que mede o desempenho de jovens que têm entre 15 anos e dois meses e 16 anos e três meses por meio de avaliações em matemática, leitura e ciências. Sendo realizado a cada três anos pela OCDE. Países não membros podem participar, como é o caso do Brasil. O PISA segue um projeto de amostragem de dois estágios. A primeira etapa do

estágio é selecionar, aleatoriamente, escolas. O segundo estágio consiste em selecionar, aleatoriamente, alunos dentro de uma escola que foi selecionada no primeiro estágio. Os questionários são aplicados ao diretor da escola, aos alunos e aos pais. Após retirar os valores faltantes a base final é composta por 2.521 estudantes, o apêndice H, tabela H, fornece detalhes sobre a preparação da amostra.

Para atender o objetivo proposto, foram considerados como indicadores de impacto as notas dos alunos no PISA 2018 em matemática, leitura e ciências, no qual, são contínuas, podendo variar de 0 a 1000. Além disso, foi necessário construir um grupo de tratados e um grupo de controle para cada variável de interesse. Já que essas não são mutuamente excludentes. Para cada tratamento, os tratados são os alunos que responderam que concordam com a afirmativa, já os alunos que discordaram compõem o grupo de controle. Assim, foram considerados cinco tratamentos que são captados de forma binária. Destes, quatro são voltados para a empatia e um para a conscientização. Os de empatia podem ser divididos em empatia afetiva (três) e empatia motivacional (uma). Essas informações estão resumidas no quadro 2.

Quadro 2 - Variáveis dependentes e de tratamentos

	Variáveis	Alunos
Dependentes	Y1- <i>pv1math</i>	Nota de matemática.
	Y2 - <i>pv1read</i>	Nota de leitura.
	Y3 - <i>pv1scie</i>	Nota de ciências.
Variáveis de tratamento	<i>t1</i> (Empatia afetiva)	1 se o aluno concorda que se irrita ao ver que ninguém defende alunos de <i>bullying</i> , 0 caso contrário.
	<i>t2</i> (Empatia afetiva)	1 se o aluno concorda que se sente mal ao ver outro(s) aluno(s) praticar(em) <i>bullying</i> , 0 caso contrário.
	<i>t3</i> (Empatia afetiva)	1 se o aluno concorda que gosta quando outro aluno defende vítimas <i>bullying</i> , 0 caso contrário.
	<i>t4</i> (Empatia motivacional)	1 se o aluno concorda que é uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender, 0 caso contrário.
	<i>t5</i> (conscientização)	1 se o aluno concorda que é errado participar de <i>bullying</i> , 0 caso contrário.
Variáveis de segmentação	<i>lesc1</i>	1 se é vila, aldeia, área rural ou cidade pequena (até 15 mil pessoas), 0 caso contrário.
	<i>lesc2</i>	1 se é cidade média (de 15 a 100 mil pessoas), 0 caso contrário.
	<i>lesc3</i>	1 se cidade grande (de 100 mil a 1 milhão de pessoas), 0 caso contrário.
	<i>lesc4</i>	1 se a cidade é muito grande (mais do que 1 milhão de pessoas), 0 caso contrário.
	<i>esc</i>	1 se for de escola pública, 0 caso contrário.
	<i>gen</i>	1 se for menina, 0 caso contrário.

Fonte: Elaboração própria.

Além disso, tem-se as variáveis de localização, de classificação da escola e do gênero. As demais variáveis que compõem o modelo são os controles, que podem ser vistos

no apêndice H, quadro H. Esses foram escolhidos de forma que satisfaçam a independência condicional, no qual, será explicada no próximo tópico.

3.2 Metodologia

3.2.1 Identificação

A identificação dos efeitos da empatia e conscientização sobre *bullying* é complicada pelo fato de que essas habilidades não são obtidas ao acaso. Muitas características, por exemplo, o cuidado parental, podem influenciar o desenvolvimento dessas habilidades e o desempenho simultaneamente. Essas características são chamadas de fatores de confusão, que devem ser controladas para inferir os efeitos casuais.

Para compreender a ideia, considere uma determinada ação a um grupo de agentes em comparação a outro grupo que não foi exposto a essa ação. A mensuração dessa ação é captada através da observação de agentes, os quais são particionados em dois grupos, um de tratados (que receberam o tratamento) e um de controle (que não receberam o tratamento). Cada agente $i = 1, \dots, n$ tem um resultado potencial Y_i^t , onde a variável binária $T_i = t$ indica se o agente foi tratado, caso seja 1, ou não tratado, caso seja 0. Apenas um resultado potencial por agente é observável e o outro resultado potencial permanece latente. Este é o problema fundamental da inferência causal (Holland, 1986). No entanto, neste estudo busca-se o efeito médio do tratamento, $E[Y_i^1 - Y_i^0]$ e o efeito médio do tratamento nos tratados, $E[Y_i^1 - Y_i^0 | T_i = 1]$. Pode-se contornar esse problema de valor *missing* ao controlar o relacionamento entre variáveis observáveis e não observáveis. Mais precisamente, considera-se a hipótese de ignorabilidade forte de Rosenbaum e Rubin (1983), que é formada pela conjunção das hipóteses abaixo:

(a) Independência Condicional (IC): $T_i \perp (Y_i^1, Y_i^0) | X_i, \forall t, i \text{ e } \forall x \in X$.

(b) Suporte Comum: $P[T_i = t | X_i] > 0, \forall t, i \text{ e } \forall x \in X$.

A primeira suposição requer que X_i contenha todas as variáveis de confusão que afetam conjuntamente a atribuição do programa e o resultado, assim, segundo Angrist e Pischke (2009) o tratamento é tão bom quanto atribuído aleatoriamente. O suporte comum indica que deve ser possível observar cada agente nas duas situações, ou seja, quando recebe o

tratamento ou quando não recebe. A IC não pode ser testada e argumentos cuidadosos precisam ser feitos sobre a plausibilidade de sua aplicação.

O cenário deste artigo trata dos cinco níveis de tratamento definidos no quadro 2. Para satisfazer a independência condicional exige-se que se observe todas as variáveis que influenciam o aluno a passar pelo tratamento (que no referente estudo é ser mais empático ou mais consciente sobre o *bullying*), bem como os resultados de interesse simultaneamente. Para satisfazer tal premissa, considerou-se todos os fatores que promovem o desenvolvimento dessas habilidades socioemocionais, no qual, foram discutidos na introdução e na revisão de literatura. Assim, os controles utilizados serão as características dos alunos, seus traços de personalidades, se foram vítimas de *bullying*, se foram atendidos na pré-escola. Já a nível do responsável, foram considerados o ambiente proporcionado por estes, a visão destes sobre problemas sociais, os seus níveis de instrução, o acompanhamento na infância e na adolescência dos filhos e a interação entre o responsável e a escola. Por sua vez, os controles a nível de escola foram a estrutura, as características, o funcionamento e o clima escolar. Cabe ressaltar, que foram utilizadas como controles não apenas as variáveis de forma bruta, mas também suas transformações (interações e potências de segunda ordem).

3.2.2 Double/Debiased Machine Learning

A técnica de estimação DML de Chernozhukov *et al.* (2018) faz dupla seleção. Serão descritas duas formas funcionais, primeiramente, o modelo de regressão parcialmente linear (RPL), dado abaixo:

$$Y = T\theta_0 + g_0(X) + U, E[U|X, T] \quad (1.1)$$

$$T = m_0(X) + V, E[V|X] = 0 \quad (1.2)$$

A equação (1.1) representa uma Função de Expectativa Condicional (FEC) parcialmente linear, isso se dá porque as variáveis de tratamento (variáveis de empatia ou a de consciência) entram no modelo linearmente, denotadas por T, e todas as outras variáveis, consideradas controles, são agrupadas em uma função não paramétrica $g_0(X)$. Os controles podem ser correlacionados com as variáveis de tratamento, conforme a equação (1.2), que no caso é outra FEC. Denomina-se os parâmetros em $g_0(X)$ e $m_0(X)$ de parâmetros incômodos. Não se sabe a forma das funções incômodos $g_0(X)$ e $m_0(X)$. Podendo ser lineares e/ou não lineares. θ_0 em (1.1) é o parâmetro de efeito causal do tratamento, sendo

uma restrição linear, assumindo que o efeito é homogêneo para todos os casos do conjunto de dados. Para que ocorra o processo de estimação, simplesmente, combina-se os resíduos da regressão de resultado e os resíduos do modelo de escore de propensão, em uma nova regressão, motivada pela abordagem de regressão parcialmente linear de Robinson (1988).

A segunda forma funcional é mais geral, agrupando o tratamento T da equação (1.1) na função não paramétrica, de forma que fique apenas uma função não paramétrica, como pode ser visto abaixo

$$Y = g_0(T, X) + U, \quad E[U|X, T] \quad (2)$$

permitindo interações completas do tratamento e dos controles, de forma que efeitos heterogêneos possam ser captados. Este é o modelo de Regressão Iterativa (RI). Na estimação desse modelo também desvia-se as estimativas através dos resíduos. Mas, além disso, a forma do estimador corresponde ao estimador *Augmented Inverse Probability Weighting* (AIPTW) (Krief e Ordaz, 2019), desenvolvido por (Robins, Rotnitzky e Zhao, 1994). Deste, pode-se captar o efeito médio de tratamento (EMT) e o efeito médio de tratamento nos tratados (EMTT), que são dados, respectivamente, por

$$\Theta_0 = E[g_0(1, X) - g_0(0, X)] \quad (3.1)$$

$$\Theta_0 = E[g_0(1, X) - g_0(0, X) | T = 1] \quad (3.2)$$

A ideia essencial do DML é, primeiro, construir um escore ortogonal de Neyman, o escore é uma função que precisa, não apenas satisfazer uma condição de momento, mas também superar o viés advindo das técnicas de *Machine Learning* (ML). Já para remover o viés decorrente do *overfitting* (sobreajuste) utiliza-se o processo de *cross-fitting* (divisão da amostra).

O desenvolvimento do processo se inicia com uma condição geral de momento dada abaixo

$$E[\Psi(Y, T, X; \Theta_0, h_0)] = 0 \quad (4)$$

sendo Ψ uma função escore, podendo ser de qualquer forma, de máximo verossimilhança, estimada pelo Método dos Momentos Generalizados; h_0 denota o valor populacional dos parâmetros incômodos incluídos em $g_0(X)$ e $m_0(X)$, sendo $h_0 \in \tau$, onde τ é o espaço dos parâmetros incômodos. Para construir estimadores e medidas de inferência válidos é necessário usar uma função escore que satisfaça (4), com Θ_0 com uma única solução e que atenda a condição de ortogonalidade de Neyman, dada por

$$\partial_n E[\Psi(Y, T, X; \Theta_0, h) |_{n=n_0}] = 0 \quad (5)$$

as duas condições, (4) e (5), tornam o método DML consistente.

Resumidamente, o processo de estimação deve seguir algumas etapas. De início, tem-se os preparativos. No qual, deve-se escolher o modelo (no caso o RPL ou o RI), a função escore ortogonal de Neyman $\Psi(Y, T, X; \Theta_0, h_0)$, que depende do modelo que está sendo estimado. Especifica-se os métodos de ML (no referente estudo, foi utilizada a floresta aleatória de Breiman, 2001) para estimar $g_0(X)$ e $m_0(X)$. Além disso, divide-se a amostra em K partições de forma aleatória. Onde cada subamostra, I_k , tem N/K observações e $k \in 1, \dots, K$. Depois, vem o processo de treinar as funções incômodas por ML. Assim, quando a k_{th} dobra é utilizada como amostra principal, todas as demais subamostras (exceto a k_{th} dobra) são utilizadas para estimar $g_0(X)$ e $m_0(X)$. Da seguinte forma:

$$\hat{h}_{0,k} = \hat{h}_{0,k}[(Y_i, T_i, X_i)_{i \notin I_k}] \quad (6)$$

Por fim, utilizando a k_{th} dobra (amostra principal), deve-se obter o estimador do parâmetro casual $\hat{\Theta}_0$ solucionando a seguinte equação

$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{i \in I_k} \Psi(Y, T, X; \hat{\Theta}_0, \hat{h}_{0,k}) = 0. \quad (7)$$

O processo de inferência se dar com a estimativa da variância assintótica do parâmetro de interesse, que é expressa abaixo,

$$\hat{V}(\hat{\Theta}_0) = \hat{J}_0^2 \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{i \in I_k} [\Psi(Y, T, X; \hat{\Theta}_0, \hat{h}_{0,k})]^2 \quad (8)$$

onde,

$$\hat{J}_0^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{i \in I_k} [\Psi(Y, T, X; \hat{h}_{0,k})] \quad (9)$$

A partir disso, é possível obter os intervalos de confiança aproximados, dado por

$$[\hat{\Theta}_0 \pm \Phi^{-1}(1 - \alpha/2) \hat{V}(\hat{\Theta}_0)/\sqrt{N}] \quad (10)$$

3.2.3 Análise de sensibilidade

As variáveis não observáveis podem prejudicar as estimativas das variáveis de interesse. Isso se dá devido o erro de estimação poder conter características que explicam,

simultaneamente, variações na variável dependente ou na de tratamento. Para elucidar sobre essa fonte de viés, utiliza-se a técnica desenvolvida por Oster (2019), no qual, é um refinamento do método de *Altonji et al.* (2005). A ideia por trás dessa abordagem é comparar a mudança no coeficiente estimado (β) com a mudança no nível de ajuste dos dados (R^2) após adicionar variáveis de controle.

Para ilustrar o método, considere a seguinte especificação:

$$Y = \beta_0 + \beta T + \psi W1 + W2 + \epsilon \quad (11)$$

onde β é o efeito do tratamento, $W1$ é o vetor de variáveis observáveis e $W2$ é o índice de variáveis não observáveis que afetam o tratamento (T) e a variável de interesse (Y). A equação (11) é o modelo hipotético de regressão completo que contém todos os fatores (observáveis e não observáveis) que são simultaneamente correlacionados com o tratamento e com a variável dependente, sua estimativa gera o $\beta_{m\acute{a}x}$ e o $R^2_{m\acute{a}x}$. Da equação (11), derivam-se duas equações mais simples. A primeira é denominada de equação intermediária, pois retira-se todos os fatores não observáveis ($W2$), mantendo os demais componentes do modelo, sua estimativa gera o β_{int} e o R^2_{int} . A segunda de curta, nesta retira-se os fatores observáveis ($W1$) e os não observáveis ($W2$), mantendo-se apenas o tratamento e intercepto no modelo, sua estimativa gera o β_{cur} e o R^2_{cur} .

A suposição chave da técnica é a de seleção proporcional. Essa suposição implica que o nível de seleção restante em não observáveis pode ser expressa pelo nível de seleção em observáveis multiplicado pelo parâmetro de proporcionalidade, da seguinte forma:

$$\delta \frac{\sigma_1 T}{\sigma_1^2} = \frac{\sigma_2 T}{\sigma_2^2} \quad (12)$$

onde $\sigma_i T = \text{cov}(W_i T)$, $\sigma_i^2 = \text{var}(W_i)$ para $i \in \{1,2\}$. Sob essas restrições, e quando δ é próximo de um, o viés de seleção é definido como:

$$\beta^* = \beta_{int} - \delta(\beta_{cur} - \beta_{int}) \frac{(R^2_{m\acute{a}x} - R^2_{int})}{(R^2_{int} - R^2_{cur})} \quad (13)$$

No entanto, neste estudo não se concentrou no viés de seleção, mas sim no coeficiente de proporcionalidade. Desse modo, quando $\beta^* = 0$, obtém-se a seguinte equação,

$$\delta^* = \frac{\beta_{int}}{[\beta_{cur} - \beta_{int}]} \times \frac{(R^2_{int} - R^2_{cur})}{(R^2_{m\acute{a}x} - R^2_{int})} \quad (14)$$

Em geral, δ^* é interpretado como a proporção do grau restante de seleção em não observáveis em relação aos observáveis, necessária para resultar um efeito de tratamento zero. Quando $\delta = 1$ implica que as variáveis observáveis são tão importantes quanto as não observáveis. Assim, quando $\delta \geq 1$, a estimativa da variável de interesse é robusta a não observáveis (Oster, 2019). Por exemplo, $\delta = 2$ implica que as variáveis restantes não observáveis precisam ser duas vezes mais importantes do que às observáveis para produzir efeito no tratamento.

4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esta seção apresenta a descrição dos dados, o processo e a estimação dos efeitos para captar o efeito de três medidas de empatia afetiva e uma motivacional e da conscientização na questão do *bullying* sobre o desempenho acadêmico. Assim, segue a seguinte ordem, primeiramente tem-se a análise descritiva dos dados. Por segundo, as transformações aplicadas nos controles e o processo de filtragem para manter apenas os controles relevantes ao processo de estimação. Por terceiro, apresenta-se as especificações utilizadas para obter o EMT e o EMTT para os cinco níveis de tratamento. Por fim, as estimativas dos EMT e dos EMTT em toda a base e de forma segmentada por tipo de escola (pública ou privada), por tamanho da localidade (da menor cidade a maior) e por gênero.

4.1 Análise Descritiva dos Dados

A estatística descritiva das variáveis dependentes e de alguns controles¹³ relacionadas a empatia e a conscientização sobre o *bullying* são mostradas na tabela 2.1, que foram extraídas do PISA 2018. A descritiva das demais variáveis estão explícitas no apêndice I.

As médias das notas em matemática, leitura e ciências são sempre superiores e mais homogêneas (com exceção dos tratamentos t4 e t5 em matemática) para alunos empáticos e conscientes. Desse modo, alunos que se irritam quando ninguém defende alunos de *bullying*, que se sente mal ao ver alunos praticarem *bullying*, que gostam quando outro aluno defende alunos vítimas de *bullying*, que acreditam que é uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender e, por fim, que acham que é errado participar de *bullying*, em média, têm melhores notas. A saber, o diferencial de notas em matemática para cada variável

¹³ Os demais são apresentados em anexo.

de interesse é, respectivamente, 12,22, 23,86, 33,62, 41,26 e 44,19. Em termos percentuais isso é 2,92%, 5,87%, 8,46%, 10,55% e 11,38%. Já em leitura, esse diferencial é de, respectivamente, 25,64, 50,17, 60,39, 67,34, 60,61, em percentual, isso é 5,69%, 11,80%, 14,54%, 16,42% e 14,55%. Por sua vez, em ciências, o diferencial é, respectivamente, 19,73, 37,47, 45,53, 57,16, 48,40, em percentual, esse diferencial é de 4,49%, 8,90%, 11,023%, 14,04% e 11,77%.

A partir dessa análise dos dados espera-se que o efeito dos tratamentos sejam significativos sobre a performance. Mas de forma complementar utiliza-se o escore médio de propensão (Figura 1) e o teste de médias (Apêndice J) para comprovar essa relação. A figura 1, indica que, em média, as notas de matemática, leitura e ciências são sempre maiores para alunos empáticos, independente da forma de empatia, e conscientes. Essas diferenças são significativas ao nível de 1% como pode ser visto no teste de média que está no apêndice J.

Nos cinco tratamentos, independente se concorda ou não, a idade fica em torno de 15,9 em anos. Já em relação ao gênero, as meninas são mais empáticas e conscientes, pois dessas 58% concordam e entre 31% e 49% discordam, considerando todos os tratamentos.

Além disso, observa-se que alunos empáticos e conscientes possuem mães e pais com melhores níveis de escolaridade ao considerar o ensino médio e o superior. Pois em torno de 66% das mães e de 59% dos pais dos alunos que têm empatia afetiva (tratamento t1, t2 e t3) ou motivacional (t4) e conscientização (t5) na questão do *bullying* completaram o ensino médio. Além disso, alunos que têm empatia afetiva tem uma representatividade maior de pais e mães (com exceção do t2 para a mãe) que concluíram o ensino superior. Agora para alunos com empatia motivacional essa representatividade se repete apenas para as mães. Por sua vez, pais e mães de alunos conscientes concluíram menos o ensino superior.

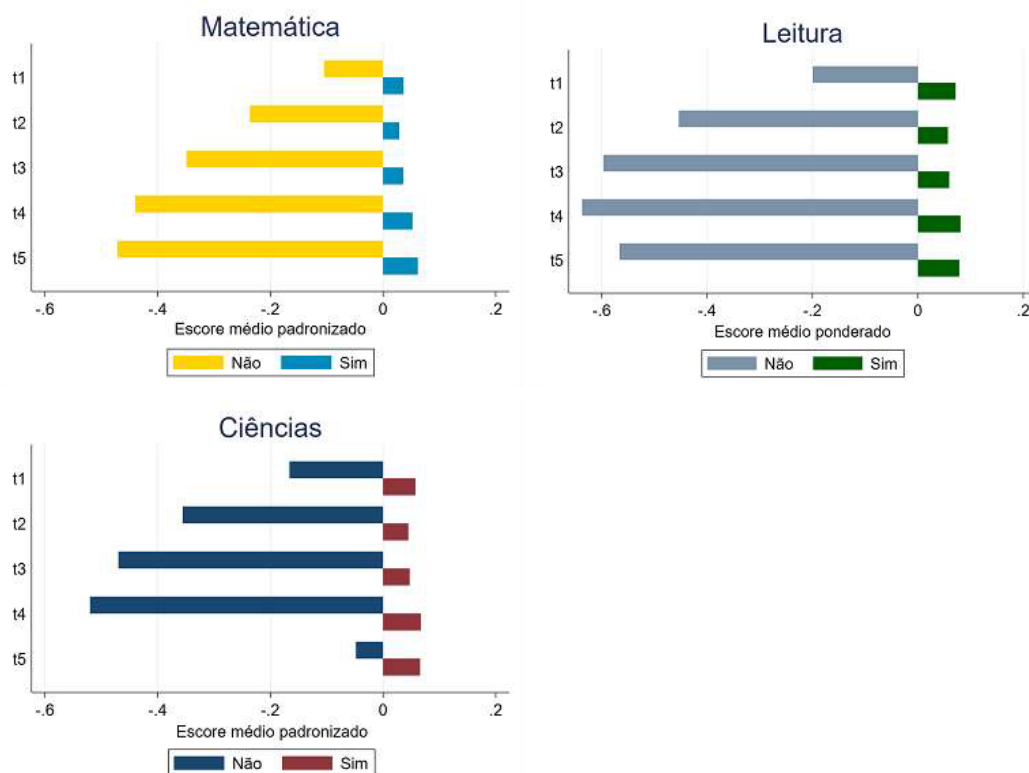
No entanto, ao considerar o ensino fundamental alunos que não são empáticos e conscientes tem mais pais e mães que concluíram tal grau de estudo. Pois em torno de 17% das mães de alunos empáticos (tratamento t1, t2, t3, t4) e conscientes (t5) concluíram o ensino fundamental, já as de alunos não empáticos e conscientes, no mínimo, 18% dessas concluíram o fundamental. Por sua vez, pais de estudantes, que sentem-se mal ao ver alunos praticarem *bullying* (t2), que acham certo ajudar essas vítimas (t4) ou que são conscientes sobre esse ato são menos representativos na conclusão do ensino fundamental. Mas, estudantes que se irritam quando ninguém defende alunos do *bullying* (t1) ou que gostem quando outro aluno defende essas vítimas (t3) tem pais mais representativos no grupo dos que concluíram o fundamental.

Tabela 2.1 - Estatística Descritiva

Variáveis	t1				t2				t3			
	Concorda		Discorda		Concorda		Discorda		Concorda		Discorda	
	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.
Dependentes	431,013	85,145	418,796	87,380	430,372	85,015	406,518	90,626	430,944	85,050	397,330	88,635
<i>pv1math</i>	476,945	90,807	450,974	94,802	475,280	90,564	425,109	97,027	475,554	90,813	415,167	92,360
<i>pv1read</i>	459,449	87,177	439,719	88,355	458,307	86,514	420,833	93,206	458,554	86,759	413,017	89,286
Controles	15,928	0,280	15,926	0,282	15,922	0,280	15,938	0,286	15,926	0,280	15,894	0,288
Carac. dos alunos	0,589	0,492	0,494	0,499	0,595	0,493	0,318	0,461	0,583	0,494	0,435	0,476
Escolaridade Mãe	0,168	0,374	0,188	0,399	0,170	0,375	0,199	0,421	0,168	0,377	0,211	0,414
<i>edm1</i>	0,666	0,472	0,595	0,492	0,662	0,475	0,538	0,496	0,665	0,475	0,525	0,500
<i>edm2</i>	0,082	0,279	0,067	0,261	0,078	0,274	0,084	0,282	0,084	0,273	0,081	0,292
<i>edm3</i>	0,170	0,376	0,165	0,364	0,165	0,372	0,199	0,383	0,169	0,370	0,167	0,398
Escolaridade Pai	0,594	0,490	0,561	0,497	0,593	0,492	0,520	0,496	0,591	0,491	0,529	0,500
<i>edp1</i>	0,082	0,277	0,072	0,264	0,083	0,267	0,081	0,323	0,079	0,273	0,078	0,279
<i>edp2</i>	0,776	0,416	0,822	0,395	0,785	0,415	0,840	0,379	0,782	0,416	0,887	0,335
<i>edp3</i>												
Escola												
N. de observações	1.885		636		2.250		271		2.228		293	
Variáveis	t4				t5				Média Geral			
	Concorda		Discorda		Concorda		Discorda		Média	D. P.		
	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D. P.		
Dependentes	432,667	85,142	391,109	83,060	433,140	84,784	388,320	83,474	427,931	85,901		
<i>pv1math</i>	477,385	89,853	410,040	91,956	477,190	89,961	416,579	93,184	470,145	92,539		
<i>pv1read</i>	460,187	85,911	407,023	89,732	460,097	86,078	411,696	89,368	454,472	87,919		
<i>pv1scie</i>	15,924	0,279	15,918	0,288	15,925	0,280	15,905	0,281	15,927	0,280		
Controles	0,583	0,494	0,457	0,485	0,581	0,495	0,409	0,496	0,556	0,497		
Carac. dos alunos	0,167	0,377	0,224	0,408	0,169	0,376	0,207	0,413	0,173	0,381		
Escolaridade Mãe	0,658	0,473	0,565	0,500	0,659	0,473	0,544	0,500	0,648	0,478		
<i>edm1</i>	0,087	0,273	0,081	0,282	0,077	0,273	0,092	0,286	0,078	0,274		
<i>edm2</i>	0,167	0,371	0,186	0,389	0,165	0,373	0,207	0,372	0,168	0,373		
Escolaridade Pai	0,587	0,491	0,577	0,500	0,594	0,491	0,530	0,500	0,586	0,492		
<i>edp1</i>	0,076	0,272	0,108	0,288	0,079	0,272	0,084	0,291	0,079	0,274		
<i>edp2</i>	0,781	0,419	0,885	0,329	0,777	0,420	0,903	0,318	0,783	0,411		
<i>edp3</i>												
Escola												
N. de observações	2.263		258		2.295		226		2.251			

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados do PISA 2018. Nota 1: A sigla D.p. é referente ao desvio padrão. Nota 2: *edm* é referente a educação da mãe. Já *edp* é referente a educação do pai. O que vem depois dessas siglas é o nível de escolaridade completo, sendo fundamental (1), médio (2) e superior (3).

Figura 1 - Diferença nos escores das disciplinas por tratamento



Fonte: elaboração própria. Os escores de cada tratamento foram padronizados. Todas as diferenças foram estatisticamente significativas a 1%.

4.2 Transformações das Variáveis e Controles considerados

As transformações e os controles podem ser vistos na tabela abaixo. Com base nas 103 variáveis de controle contidas na amostra, criou-se potências de segunda ordem nas variáveis contínuas (6 variáveis). A partir dessas, criou-se interações entre todas (103+6). Assim, obteve-se 5.042 variáveis.

Tabela 2.2 – Conjunto de potenciais controles	
Controles	
Brutos	103
Polinômios de segunda ordem	6
Interações	4.939
Conjunto teórico de variáveis controle	5.042
Excluídas	
Duplicadas	22
Variância zero ou próxima de zero	845
Altamente correlacionadas	1
Conjunto final de potenciais controles	4174

Fonte: elaboração própria.

Dessas, seguindo Belloni *et al.* (2014), foram descartadas as duplicadas (22), as com variância zero ou próxima de zero (845) e as com correlações bivariadas muito altas, a partir de 0,99 (1). Após esse processo, obteve-se 4.174 variáveis a serem consideradas no processo de estimação.

4.3 Efeito Médio de Tratamento e Efeito Médio do Tratamento nos Tratados

Antes de partir para os resultados das estimativas do EMT e do EMTT, cabem algumas ressalvas do processo de obtenção desses, a estimativa dos parâmetros incômodos foram captadas através de florestas aleatórias cultivadas com 500 árvores de profundidade. Para reduzir o impacto desproporcional dos pesos extremos dos escores de propensão nos modelos de regressão, descartou-se os com probabilidades 0,01 ou menor e os com 0,99 ou maior. Já voltando-se para o ajuste do DML, como sugerido por Chernozhukov *et al.* 2018, foram processadas 5 divisões da amostra. Dessas, 4 divisões (amostras auxiliares) são para estimar as funções incômodos $g(\cdot)$ e $m(\cdot)$ e, a partir daí, 1 divisão (amostra principal) é direcionada a estimar o impacto causal do tratamento considerado. Esse processo continua, que, no final, tem-se 20 amostras auxiliares e 5 amostras principais.

Para tornar o modelo mais robusto a *outliers*, foram consideradas 10 repetições¹⁴ no processo de estimação. Essas ainda ajustam o erro padrão, contornando os *outliers*, conforme relatado em Chernozhukov *et al.* 2018. O resultado final da estimativa é dado pela mediana, que é mais robusto que a média, segundo Baiardi e Naghi (2021). Para gerar as estimativas fez-se uso do *software* R utilizando o *package* DoubleML desenvolvido por Bach *et al.* (2021). Por fim, ressalta-se que foram utilizados todos os controles, que estão disponíveis no apêndice H, quadro H.

Logo abaixo estão as estimativas do EMT e do EMTT, apenas para analisar se há ganho de inferência ao utilizar transformações, no Apêndice K são apresentadas as estimativas dos efeitos sem transformações.

4.3.1 Efeito Médio de Tratamento

A tabela 2.3 traz os diferenciais de notas estimados para cada variável de interesse pelo DML parcialmente linear e pelo iterativo, captando as estimativas do EMT. As cinco

¹⁴ Em cada repetição, há um novo processo de divisão dos dados, que é diferente das demais, o que gera estimativas diferentes.

variáveis de interesse são significativas a 5%, com exceção do primeiro tratamento (t1) na disciplina de matemática, que é significante.

O EMT, segundo Abadie e Cattaneo (2018), capta o diferencial nos resultados médios de toda população induzida pela troca de “*status*”, de não tratado para tratado. Assim, neste estudo, é referente ao diferencial médio de notas nas competências do PISA, advinda da mudança de não possuir, mas que obtém a habilidade socioemocional de interesse.

Desse modo, considerando a primeira variável de interesse, a saber, se irritar ao ver que ninguém defende alunos de *bullying*, a mudança de *status*, de forma que antes não se irritava, mas que passa a se irritar, considerando a RPL e a RI, influência, em média, positivamente o desempenho. Em português, o diferencial de mudança é, respectivamente, em torno de 13,856 e de 13,457, em termos de nota média geral (427,931 - Tabela 2.1), isso representa, aproximadamente, 3,05% e 2,96%. Por sua vez, as notas de ciências seguem a mesma direção, aumentando, em média, 10,771 (2,52%) e 11,603 (2,71%) pontos.

Tabela 2.3 – DML

	Efeito Médio de Tratamento (EMT)				
	t1	t2	t3	t4	t5
	DML Parcialmente Linear				
Y1	5,940	16,285*	21,082*	22,665*	26,467*
	3,282	5,013	4,998	4,656	4,448
Y2	13,851*	31,949*	31,299*	41,660*	36,057*
	3,604	5,849	5,315	5,35	5,049
Y3	10,771*	25,058*	28,031*	30,986*	27,361*
	3,344	5,289	5,149	5,086	4,763
	DML Iterativo				
Y1	5,878	13,996*	19,415*	21,770*	27,284*
	3,250	4,849	5,083	4,492	4,557
Y2	13,457*	33,984*	40,924*	40,250*	38,966*
	3,577	5,216	5,355	5,382	5,021
Y3	11,603*	27,412*	32,069*	30,936*	27,132*
	3,343	4,954	5,068	4,954	4,756

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

Já ao considerar o aluno que passa a se sentir mal ao ver outro(s) aluno(s) praticar(em) *bullying*, tem, em média, melhor desempenho ao considerar a RPL e a RI. Em matemática, esse aumento médio é de 16,285 (3,47%) e de 13,996 (2,98%) pontos. Em português, o impacto é mais pronunciado, sendo, em média, de 31,949 (7,02%) e de 33,984 (7,48%) pontos. Já em ciências passa a ser de 25,058 (5,85%) e de 27,412 (6,41%) pontos.

Por sua vez, o aluno que passa a gostar quando outro aluno defende vítimas de *bullying*, considerando os dois modelos de regressão, em média, terá melhor nota. Em matemática, essa melhora é, respectivamente, em média, de 21,082 (4,49%) e de 19,415

(4,13%) pontos. Já em português, em média, é de 31,299 (7,03%) e de 33,984 (7,48%). Por fim, em ciências é de 28,031 (6,56%) e de 32,069 (7,5%).

Por fim, alunos que passam a considerar errado participar de *bullying*, em média, têm melhores notas. Considerando a RPL e RI. Em matemática, o diferencial é de 26,467 (5,93%) e de 27,284 (5,80%). Já em português é de 36,057 (7,94%) e de 38,966 (8,58%). Por sua vez, a mudança de *status* em ciências 27,361 (6,40%) e 27,132 (6,34%).

Já o aluno que passa a ser empático de forma motivacional, isto é, passa a considerar uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender, considerando os dois modelos, em média, terá melhor desempenho. O diferencial na mudança de *status* em matemática, em média, é de 22,665 (4,83%) e 21,770 (4,63%). Em português é mais saliente, sendo de 41,660 (9,17%) e de 40,250 (8,86%). Já em ciências é de 30,986 (7,24%) e de 31,364 (7,33%).

4.3.2 Efeito Médio do Tratamento nos Tratados

A tabela 2.4 apresenta as estimativas do EMTT para as diferenças nas competências nas cinco variáveis de interesse. Neste caso, estimou-se apenas o modelo iterativo, que é o único, dos dois modelos considerados, que permite captar efeitos heterogêneos. As cinco variáveis de interesse são significativas a 5%.

O EMTT, segundo Abadie e Cattaneo (2018), capta o efeito médio nos resultados dos que foram tratados. Desse modo, para este estudo, representa o diferencial nas notas dos “assistidos” (alunos que têm as habilidades socioemocionais de interesse) com os que não foram. Na tabela 2.4 todas as variáveis de interesse são favoráveis aos tratados.

Assim, aluno que se irrita ao ver que ninguém defende vítimas de bullying tem melhor desempenho, em média, de 1,39%¹⁵ (5,786) em matemática, de 3,14% (14,120) em leitura e de 2,47% (10,811) em ciências, comparado aos que não se irritam. Já o aluno que se sente mal ao ver outro(s) aluno(s) praticar(em) *bullying* tem, em média, nota melhor em torno de 4,20% (17,064) em matemática, 8,06% (34,279) em leitura e 6,79% (28,536) em ciências, comparado aos que não se sentem mal. Por sua vez, o aluno que gosta quando outro aluno defende vítimas de *bullying*, em média, tem nota melhor, em torno de 4,60% (18,270) em matemática, 9,90% (41,124) em leitura e de 7,65% (31,581) em ciências. Já o aluno que considera uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender, em média, tem nota

¹⁵ Essa porcentagem é obtida ao comparar o diferencial de notas com a média de não tratados. Que nesse caso pontual a média do não tratado é de 418,796 (tabela 2.1).

melhor, sendo, aproximadamente, de 5,41% (921,170) em matemática, 9,62% (39,739) em leitura e de 7,56% (30,739) em ciências. Por fim, o aluno que considera errado participar de *bullying* tem, em média, desempenho mais favorável, em torno de 6,79% (26,284) em matemática, de 8,99% (37,420) em leitura e de 6,59% (27,118) em ciências.

Portanto, com os resultados obtidos nas seções 4.3.1 e 4.3.2 pode-se inferir que habilidades socioemocionais alavancam a performance acadêmica. Esses resultados estão em linha com a literatura internacional (Algan *et al.*, 2014; Borghans, Meijers e Ter Weel, 2008; Brunello e Schlotter, 2011; Kautz *et al.*, 2014; Sorrenti *et al.*, 2020) e com a nacional (Santos, Berlingeri e Castilho, 2017; Princiotti e Santos, 2020).

Tabela 2.4 – DML Iterativo

	Efeito Médio de Tratamento nos Tratados (EMTT)				
	t1	t2	t3	t4	t5
Y1	5,786*	17,064*	18,270*	21,170*	26,284*
	3,782	4,754	5,037	4,614	4,604
Y2	14,120*	34,279*	41,124*	39,465*	37,420*
	3,626	5,097	5,586	5,449	5,320
Y3	10,811*	28,536*	31,581*	30,739*	27,118*
	3,811	4,807	5,092	4,945	5,037

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

4.4 Segmentação dos dados

Como forma de investigar de forma mais aprofundada como as habilidades socioemocionais de interesse afetam indivíduos de diferentes localidades, escolas e gêneros, a amostra foi segmentada em vários cortes. Para tanto, estimou-se o EMT pelo DML parcialmente linear, os resultados do DML iterativo, no qual, gera o EMT e o EMTT estão, respectivamente, nos apêndices L e M. O processo de estimação seguiu os mesmos passos que os descritos na seção 4.3. Cabe ressaltar que foram utilizados todos os controles que estão disponíveis no quadro H.

A segmentação por localidades foi construída a partir das variáveis de localização apresentadas no quadro 2. A estimativa do EMT por localidade pode ser visualizado na tabela 2.5. Assim, analisando a mudança de *status* do primeiro tratamento, ou seja, o aluno que passa a se irritar quando ninguém defende vítimas de *bullying*, em média, melhora o desempenho em leitura e ciências apenas nas localidades com mais de 1 milhão de habitantes. Sendo o diferencial na mudança de *status*, respectivamente, de 23,610 e de 17,955 pontos.

Se sentir mal ao ver outro(s) aluno(s) praticar(em) *bullying* impacta em média no aumento do desempenho em matemática apenas em cidades muito grandes, sendo esse

aumento de 23,2 pontos. Em leitura foram constatados aumentos na nota, em média, na mudança de *status*. Assim, esse aumento é de 31,25 pontos em cidades pequenas, de 25,688 pontos em cidades médias, 20,97 pontos em cidades grandes e 51,83 pontos em cidades muito grandes. Em ciências, o aumento foi de 20,555 pontos em cidade média e 39,73 pontos em cidade muito grande.

Tabela 2.5 – DML Parcialmente Linear por tamanho da localidade

	EMT				
	t1	t2	t3	t4	t5
Cidade pequena (Localidade com até 15 mil habitantes)					
Y1	5,576	13,480	16,860	18,390	23,896*
	8,044	11,010	10,300	11,740	9,192
Y2	12,214	31,250*	31,720*	28,800	23,910
	9,338	13,440	12,170	15,120	11,690
Y3	1,051	17,480	26,950*	17,940	16,740
	8,486	11,320	10,820	12,660	10,620
Número de observações	274				
Cidade média (de 15 a 100 mil habitantes)					
Y1	-4,826	6,233	16,035	22,495*	20,950*
	5,389	8,565	8,337	7,278	7,250
Y2	9,061	25,688*	33,997*	42,342*	33,384*
	5,723	9,179	9,076	8,201	7,904
Y3	4,493	20,555*	23,483*	32,899*	23,672*
	5,386	9,059	8,689	7,808	7,819
Número de observações	909				
Cidade grande (de 100 mil a 1 milhão de habitantes)					
Y1	6,321	5,546	16,200	17,295	21,951*
	5,687	8,763	9,670	8,095	8,301
Y2	10,641	20,970*	39,083*	38,502*	28,625*
	6,388	9,770	9,136	8,759	9,508
Y3	12,460	16,587	26,536*	30,969*	21,856*
	5,992	9,663	9,282	8,759	8,849
871					
Cidade muito grande (mais do que 1 milhão de habitantes)					
Y1	13,053	23,200*	26,100*	31,490*	41,210*
	8,505	11,950	13,060	13,230	12,380
Y2	23,610*	51,830*	51,960*	52,250*	57,760*
	9,370	13,380	15,140	15,730	11,850
Y3	17,955*	39,730*	39,300*	35,610*	50,390*
	8,413	12,060	13,140	15,110	11,680
Número de observações	467				

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

O aluno que passa a gostar quando outro aluno defende vítimas de *bullying*, apresenta melhor desempenho no PISA. Em matemática, em média, essa diferença em cidades muito grandes é de 26,1 pontos. Em leitura, à medida que a cidade aumenta, o desempenho médio também aumenta (31,72 em cidade pequena, 33,997 em cidade média, 39,083 em cidade grande e, por fim, 51,96 em cidade muito grande). Em ciências, o aumento médio varia

entre 23 e 26 pontos ao considerar as cidades grandes ou menores e 39,3 nas cidades muito grandes.

Passar a considerar uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender, em matemática, alavanca o desempenho, em média, 22,495 em cidades médias e 31,490 pontos em cidades muito grandes. Em português, o aumento médio do desempenho é entre 38 e 42 pontos em cidades médias e grandes e 52,250 pontos em cidades pequenas. Enquanto em ciências, o aumento varia entre 30 e 35 pontos ao considerar as cidades médias, grandes e muito grandes.

Ao considerar errado participar de *bullying* influencia positivamente o desempenho. Em matemática, o aumento médio da nota é entre 21 e 24 pontos nas cidades pequenas, médias e grandes, por sua vez, em cidades muito grandes esse impacto é bem maior, sendo em torno de 41 pontos. Em leitura, o aumento médio é de 33,284 em cidades médias, 28,625 em cidades grandes, destoando muito dos demais, em cidades muito grandes é de 57,76 pontos. Em ciências, o aumento médio é entre 21 e 23 pontos nas cidades médias e grandes. Novamente, acentuando ainda mais o aumento tem-se a cidade muito grande, que tem aumento da nota, em média, 50,39.

Este estudo também busca saber os impactos em indivíduos em redes de ensinos diferentes. Assim, a Tabela 2.6 mostra os potenciais efeitos das diferentes formas de empatia e da conscientização sobre as notas do PISA para pessoas que estão inseridas no ensino público ou no particular. Nessa, os impactos são positivos, com exceção do primeiro tratamento em escolas públicas na disciplina de matemática e em escolas particulares em todas as três disciplinas não são significantes. Além disso, do segundo até quarto tratamento são insignificantes com relação aos impactos em matemática.

Assim, o aluno de escola pública que passa a se irritar quando ninguém defende vítimas de *bullying*, em média, têm aumento nas notas. Esse aumento em leitura é de 13,776 pontos e em ciências é de 10,250 pontos.

O aluno que passa a se sentir mal ao ver outro(s) aluno(s) praticar(em) *bullying*, tem aumento, em média, na nota de matemática quando estuda em escola pública, sendo esse acréscimo de 15,476 pontos. Em leitura e ciências o diferencial de notas advindas da mudança de *status* é maior para alunos participantes da rede particular. Desse modo, em leitura o acréscimo é, em média, de 30,703 pontos na escola pública e de 32,070 pontos na escola particular. Já em ciências o aumento é, em média, de 23,305 pontos na rede pública e de 25,660 pontos na rede particular.

Por sua vez, passar a gostar quando outro aluno defende vítimas de *bullying*, melhora, em média, o desempenho, independente da rede de ensino considerada. Em matemática essa melhora é de 22,865 pontos na escola pública. Em leitura o diferencial de notas, em média, é maior em escolas particulares, a saber, é de 36,487 pontos na escola pública e de 40,530 pontos na escola particular. Por outro lado, em ciências o diferencial é maior em escola pública, assim, o aumento é, em média, de 27,408 pontos na escola pública e de 24,390 pontos na escola particular.

Passar a considerar uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender, em média, impacta positivamente sobre o desempenho. Em matemática, esse aumento é de 24,356 pontos na rede pública. Em leitura e ciências, o acréscimo é maior na rede pública, isto é, em leitura o acréscimo é de 41,764 pontos na rede pública e de 29,220 pontos na rede privada, por sua vez, em ciências é de 30,805 pontos na escola pública e de 24,860 pontos na escola particular.

Agora passar a considerar errado participar de *bullying*, em média, tem impacto positivo sobre o desempenho, sendo maior esse impacto nas escolas públicas. Assim, em matemática o acréscimo é de 25,952 pontos na escola pública e de 24,990 pontos na escola particular. Em leitura, é de 35,155 pontos na escola pública e de 33,910 pontos na escola particular. Por fim, em ciências, é de 25,952 pontos na escola pública e de 23,940 na escola particular.

Tabela 2.6 – Tipo de escola

	ATE				
	t1	t2	t3	t4	t5
	Pública				
Y1	6,153	15,476*	22,865*	24,356*	25,952*
	3,617	5,484	5,334	4,938	4,631
Y2	13,776*	30,703*	36,487*	41,764*	35,155*
	3,689	6,048	5,739	5,627	5,231
Y3	10,250*	23,305*	27,408*	30,805*	24,920*
	3,698	5,817	5,483	5,518	5,021
Número de observações	1.976				
	Particular				
Y1	0,953	11,020	6,297	17,040	24,990*
	7,062	10,830	11,863	13,050	12,660
Y2	5,512	32,070*	40,530*	29,220*	33,910*
	7,542	12,390	13,700	13,050	14,430
Y3	11,270	25,660*	24,390*	24,860*	23,940*
	7,060	11,100	12,840	10,680	11,820
Número de observações	595				

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

Além disso, conduziu-se a análise segmentando os indivíduos por gênero, os resultados são mostrados na tabela 2.7, todos os impactos são positivos e significativos ao nível de 5%, com exceção do impacto do primeiro tratamento em matemática, que é insignificante.

Desse modo, passar a se irritar quando ninguém defende vítimas de *bullying*, em média, tem acréscimo no nível das notas. Em matemática, esse acréscimo é de 8,848 pontos para as meninas. Em leitura e ciências as meninas apresentam maior diferença de notas. Assim, em leitura, o aumento é em média de 15,370 pontos se caso for menina e de 12,740 pontos se for menino. Já em ciências, esse aumento é de 14,190 pontos se for menina e de 11,465 pontos se for menino.

Agora passar a se sentir mal ao ver outro(s) estudante(s) praticar(em) *bullying* influencia positivamente a nota, sendo esse efeito positivo sempre maior nas meninas. Em matemática, o acréscimo de notas é, em média, de 32,380 pontos para as meninas e 14,533 pontos para os meninos. Em leitura, é, em média, de 52,207 pontos para as meninas e de 22,509 pontos para os meninos. Em ciências, é de 43,622 pontos para as meninas e de 20,366 pontos para os meninos.

Já passar a gostar quando outro aluno defende vítimas de *bullying* tem impacto positivo e é maior em matemática e ciências nos meninos e em leitura nas meninas. Assim, em matemática, o acréscimo, em média, é de 24,360 pontos para as meninas e de 26,604 para os meninos. Já em leitura, o aumento, em média, é de 43,780 pontos para as meninas e de 39,002 pontos para os meninos. Por sua vez, em ciências, esse aumento é de 12,317 pontos para as meninas e de 30,895 pontos para os meninos.

Passar a considerar uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender tem impacto maior em matemática nos meninos e em leitura e ciências nas meninas. Isto é, em matemática o acréscimo de nota é, em média, de 26,303 pontos para as meninas e de 29,604 pontos para os meninos. Já em leitura, é de 47,582 pontos para as meninas e de 40,317 pontos para os meninos. Em ciências, é de 39,405 pontos para as meninas e de 31,855 pontos para os meninos.

Por fim, passar a considerar errado participar de *bullying*, novamente, tem maior efeito para os meninos em matemática e para as meninas em leitura e ciências. A saber, em matemática, o aumento, em média, é de 27,169 pontos para as meninas e 32,377 pontos para os meninos. Já em leitura, o aumento é de 43,550 pontos para as meninas e de 32,108 pontos para os meninos. Por sua vez, em ciências, o acréscimo é de 37,459 pontos para as meninas e 26,585 pontos para os meninos.

A partir desses resultados, nota-se que as habilidades socioemocionais afetam de forma diferente o desempenho para os gêneros, o que está de acordo com a literatura nacional (Princiotti e Santos, 2020).

Tabela 2.7 – Por gênero

	ATE				
	t1	t2	t3	t4	t5
Menina					
Y1	8,848*	32,380*	24,360*	26,303*	27,169*
	4,277	7,080	7,540	6,505	5,887
Y2	15,370*	52,207*	43,780*	47,582*	43,550*
	5,100	7,994	8,495	8,188	7,335
Y3	14,190*	43,622*	12,317*	39,405*	37,459*
	4,550	7,465	7,609	7,494	6,665
Número de observações	1.403				
Menino					
Y1	7,780	14,533*	26,322*	29,604*	32,377*
	4,811	6,263	6,518	6,288	6,382
Y2	12,740*	22,509*	39,002*	40,317*	32,108*
	5,180	7,203	6,802	7,029	6,915
Y3	11,465*	20,366*	30,895*	31,855*	26,585*
	4,857	6,804	6,802	6,737	6,614
Número de observações	1.118				

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

4.5 Análise de robustez em não observáveis

Em busca de medir o grau de robustez para a seleção em não observáveis e assegurar que as variáveis observáveis explicam o modelo, utilizou-se a abordagem de Oster (2019). Desse modo, gerou-se as estimativas do coeficiente de proporcionalidade para as cinco variáveis de interesse nas três disciplinas, como pode ser visto na tabela 2.8.

Para obter as estimativas, definiu-se a equação intermediária de forma que tenha o intercepto, a variável de tratamento (uma das cinco) e os controles potenciais (variáveis consideradas para o processo de estimação, ver seção 4.2). Já a equação curta é formada apenas pelo intercepto e pela variável de tratamento. Em relação a equação completa ela é hipotética, assim, não tem como obter o $R^2_{máx}$, Oster (2019) define como regra $R^2_{máx} = 1,3 * R^2_{int}$. Todavia, devido a quantidade de controles na equação intermediária (4.174) o R^2_{int} se aproxima de 1, desse modo, como o $R^2_{máx}$ não pode ser maior que 1, será considerado 1. Além disso, considerou-se mais 3 valores do $R^2_{máx}$, pois apesar da regra de Oster (2019), não se sabe ao certo qual o verdadeiro valor do $R^2_{máx}$.

O ponto de corte da técnica é quando o coeficiente de proporcionalidade é igual a um, assim, para valores maiores ou iguais um, a estimativa do tratamento é robusta a variáveis omitidas. Para todos os cinco tratamentos o critério do teste é cumprido, isto é, $\delta > 1$, independente do $R^2_{m\acute{a}x}$ considerado. Assim, a estimativa dos tratamentos são robustas em observáveis nas três disciplinas. Das estimativas, destaca-se as direcionadas ao quarto tratamento (empatia motivacional), sendo sempre maior que as dos demais tratamentos. Esse resultado se acentua ainda mais em matemática, para ter uma noção, ao considerar o $R^2_{m\acute{a}x} = 0,7$ o coeficiente é igual a 6,346. Isso significa que os fatores não observáveis devem ser 6,346 vezes mais fortes do que os fatores observáveis para explicar todo o efeito positivo da empatia motivacional sobre o desempenho em matemática.

Tabela 2.8 - Análise de sensibilidade

	t1	t2	t3	t4	t5
Matemática					
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,7$	1,431	2,167	1,827	6,346	1,944
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,8$	1,286	1,894	1,596	5,530	1,692
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,9$	1,114	1,682	1,418	4,901	1,498
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 1,3 R^2_{int}$	1,027	1,512	1,306	4,400	1,344
Leitura					
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,7$	1,446	2,206	1,841	4,016	1,765
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,8$	1,262	1,920	1,601	3,481	1,532
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,9$	1,120	1,700	1,416	3,071	1,353
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 1,3 R^2_{int}$	1,006	1,526	1,269	2,748	1,211
Ciências					
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,7$	1,470	2,019	1,755	2,451	1,715
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,8$	1,284	1,761	1,530	2,130	1,492
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 0,9$	1,140	1,562	1,356	1,884	1,320
δ quando $\beta = 0$ e $R^2_{m\acute{a}x} = 1,3 R^2_{int}$	1,025	1,403	1,217	1,689	1,184

Fonte: elaboração própria com base nos dados do PISA 2018.

5. CONCLUSÃO

Este estudo procurou ampliar o debate na literatura da economia da educação sobre habilidades socioemocionais. Mais especificamente, como habilidades socioemocionais que combatem o *bullying* impactam sobre o desempenho acadêmico. Para tanto, buscou-se evidências sobre o papel de diferentes mensurações e formas de empatia e de conscientização

sobre o *bullying*, ao comparar alunos com essas habilidades com os que não possuíam, isolando o efeito e inferindo se há diferenças significativas no desempenho entre eles. Responder a esse questionamento é uma das contribuições desse estudo, devido a escassa literatura econômica que voltou a sua atenção para este fato.

A fim de responder ao objetivo relatado, utilizou-se dados do Brasil no PISA 2018. A escolha do Brasil se justifica devido ao *bullying* ser um problema recorrente e que prejudica corriqueiramente o aprendizado no país (Oliveira *et al.*, 2018; Rizzoto e França, 2021). Sendo que a ocorrência deste problema comportamental no país é bem maior que a média de ocorrência em países participantes da OCDE (OCDE, 2019). Assim, tendo como base as notas de matemática, leitura e ciências dos alunos no PISA 2018, tentou-se captar o efeito das habilidades através dos seguintes questionamentos direcionados aos alunos: (1) se irrita ao ver que ninguém defende alunos de *bullying*, (2) se sente mal ao ver outro(s) aluno(s) praticar(em) *bullying*, (3) gosta quando outro aluno defende alunos vítimas *bullying*, (4) se é uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender, (5) se é errado participar de *bullying*. Para isolar o efeito das habilidades sobre as notas, utilizou-se duas abordagens (RPL e RI) da técnica DML, recentemente desenvolvida por Chernozhukov *et al.* (2018). O que contribui para a literatura do Brasil ao abordar uma metodologia ainda não utilizada em estudos nacionais. Voltando-se para a metodologia, pode-se utilizar um grande conjunto de controles, sendo estes em valores brutos e suas transformações, o que acaba por combater a suposição que o tratamento é infundado, já que a IC não é testável. Os controles considerados são informações sobre os alunos, responsáveis e escola. Por fim, de forma complementar, foram feitos diversos cortes, segmentando os indivíduos por tamanho da localidade, por tipo de escola e por gênero.

De forma geral, foram constatados efeitos positivos, independente que seja na mudança de *status* ou nos tratados, de todas as variáveis de interesse em matemática, leitura e ciências. Portanto, a empatia afetiva e motivacional e a conscientização aumentam o desempenho. Olhando para matemática, o Efeito Médio de Tratamento (EMT) e o Efeito Médio de Tratamento nos Tratados (EMTT) foram maiores em alunos mais conscientes. A partir da Regressão Parcialmente Linear (RPL), o maior EMT em leitura e ciências, veio da empatia motivacional. Já na Regressão Interativa (RI), em leitura e ciências o maior EMT e o EMTT veio de uma das medidas de empatia afetiva, a saber, quando o aluno gosta que defendam outro aluno vítima de *bullying*.

Ao considerar a abordagem segmentada, em quase todos os cortes há constatação de efeito positivo sobre o desempenho. Destacando-se entre os resultados observados, o EMT

positivo mais intenso entre indivíduos que residem em regiões com mais de 1 milhão de habitantes ou que são meninas. Já em questão do tipo de escola depende da habilidade considerada, que, por vezes, o EMT é mais intenso entre escolas particulares (considerando do segundo ao quarto tratamento) ou entre escolas públicas (primeiro e quinto tratamento).

Em busca de constatar se os resultados são robustos a variáveis omitidas, utilizou-se a técnica de Oster (2019), as estimativas não indicaram problemas de omissão de variáveis. Por fim, cabe ressaltar que através dos resultados relatados, foi constatado relação de causalidade entre as habilidades socioemocionais que combatem o *bullying* e o desempenho. Para estudos futuros seria interessante mensurar o impacto dessas habilidades diretamente sobre o *bullying*.

REFERÊNCIAS

- ABADIE, A.; CATTANEO, M. D. (2018). Econometric methods for program evaluation. *Annual Review of Economics*, v. 10, p. 465-503.
- ALGAN, Y.; BEASLEY, E.; VITARO, F.; TREMBLAY, R. E. (2014). The impact of non-cognitive skills training on academic and non-academic trajectories: From childhood to early adulthood. *Sciences Po Working Paper*.
- ALMEIDA, L. M.; PRINCIOTTI, V. G.; SCORZAFAVE, L. G.; SANTOS, D. D. (2020). *Violência contra crianças no ambiente familiar e desenvolvimento socioemocional: o caso dos estudantes de Sobral (CE)*. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2020/submissao/files_I/i12-3289d8e1d203de3270bca0dbc2689f9a.pdf
- ALMLUND, M.; DUCKWORTH, A. L.; HECKMAN, J.; KAUTZ, T. (2011). Personality psychology and economics, *IZA Discussion Papers*, No. 5500, Institute for the Study of Labor (IZA), Bonn.
- ALTONJI, J. G.; ELDER, T. E.; TABER, C. R. (2005). Selection on observed and unobserved variables: Assessing the effectiveness of Catholic schools, *Journal of Political Economy*, v. 113, n. 1, p. 151-184.
- ANGRIST, J.; PISCHKE, J.S (2009). *Most Harmless Econometrics: an empiricist's companion*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- BACH, P.; CHERNOZHUKOV, V.; KURZ, M. S.; SPINDLER, M. (2021). DoubleML--An Object-Oriented Implementation of Double Machine Learning in R. *arXiv preprint arXiv:2103.09603*.
- BAIARDI, A.; NAGHI, A. A. (2021): The Value Added of Machine Learning to Causal Inference: Evidence from Revisited Studies, *Tinbergen Institute Discussion Paper*, No. TI 2021-001/V, Tinbergen Institute, Amsterdam and Rotterdam.
- BALDRY, A. C.; FARRINGTON, D. P. (2004). Evaluation of an intervention program for the reduction of bullying and victimization in schools. *Aggressive Behavior: Official Journal of the International Society for Research on Aggression*, v. 30, n. 1, p. 1-15.
- BARRICK, M. R.; MOUNT, M. K. (1991). The Big Five personality dimensions and job performance: A meta-analysis. *Personnel Psychology*, v. 44, n. 1, p. 1-26.
- BELLONI, A.; CHERNOZHUKOV V.; HANSEN, C. (2014a): "High-dimensional methods and inference on structural and treatment effects". *Journal of Economic Perspectives*, v. 28, n. 2, p. 29-50.
- BORGHANS, L.; MEIJERS, H.; TER WEEL, B. (2008). The role of noncognitive skills in explaining cognitive test scores. *Economic inquiry*, v. 46, n. 1, p. 2-12.
- BREIMAN, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, v. 45, n. 1, p. 5–32.

BROWN, S.; TAYLOR, K. (2008). Bullying, education and earnings: evidence from the National Child Development Study. *Economics of Education Review*, v. 27, n. 4, p. 387-401.

BRUNELLO, G.; SCHLOTTER, M. (2011). Non Cognitive Skills and Personality Traits: Labour Market Relevance and their Development in Education & Training Systems, *IZA Discussion Paper*, No. 5743.

CHERNOZHUKOV, V.; CHETVERIKOV, D.; DEMIRER, M.; DUFLO, E.; HANSEN, C.; NEWEY, W.; ROBINS, J. (2018). Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. *Econometrics Journal* v. 21, n. 1, p. C1–C68, arXiv:1608.00060.

CHERNYSHENKO, O.; KANKARAŠ, M.; DRASGOW, F. (2018). "Social and emotional skills for student success and well-being: Conceptual framework for the OECD study on social and emotional skills", *OECD Education Working Papers*, No. 173, OECD Publishing, Paris.

CONEUS, K.; GERNANDT, J.; SAAM, M. (2009). Noncognitive Skills, School Achievements and Educational Dropout, *SOEPpapers on Multidisciplinary Panel Data Research* 176, Berlin, The German Socio-Economic Panel (SOEP).

CUNHA, F.; HECKMAN, J. J. (2008). Formulating, identifying and estimating the technology of cognitive and noncognitive skill formation. *Journal of human resources*, v. 43, n. 4, p. 738-782.

CUNHA, F.; HECKMAN, J. J.; LOCHNER, L.; MASTEROV, D. V. (2006). Interpreting the evidence on life cycle skill formation. *Handbook of the Economics of Education*, v. 1, p. 697-812.

CUNHA, F.; HECKMAN, J. J.; SCHENNACH, S. M. (2010). Estimating the Technology of Cognitive and Noncognitive Skill Formation. *Econometrica*, v. 78, n. 3, p. 883-931.

DEE, T. S.; WEST, M. R. (2011). The non-cognitive returns to class size. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, v. 33, n. 1, p. 23-46.

DOS SANTOS, D. D.; BERLINGERI, M. M.; CASTILHO, R. B. (2017). *Habilidades socioemocionais e aprendizado escolar: evidências a partir de um estudo em larga escala*. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2017/submissao/files_I/i12-5b3bec770ff9458b47ef17a5a6605d0f.pdf

ERIKSEN T. L. M.; NIELSEN, H. S.; SIMONSEN, M. (2012). The Effects of Bullying in Elementary School. *IZA Discussion Paper Series*, No. 6718.

FARRINGTON, D. P. (1993). Understanding and preventing bullying. *Crime and justice*, v. 17, p. 381-458.

GINI, G.; ALBIERO, P.; BENELLI, B.; ALTOE, G. (2007). Does empathy predict adolescents' bullying and defending behavior?. *Aggressive Behavior: Official Journal of the International Society for Research on Aggression*, v. 33, n. 5, p. 467-476.

- GUTIERREZ, I. A.; MOLINA, O.; ÑOPO, H. (2018). Stand Against Bullying: An Experimental School Intervention. *IZA Discussion Paper Series*, No. 11623. Alemanha.
- HECKMAN, J. (1999). "Education and Job Training: Doing It Right". *Public Interest*, Spring 1999, n. 135, p. 86–107.
- HECKMAN J. J.; Y. RUBINSTEIN (2001). Association The Importance of Noncognitive Skills: Lessons from the GED Testing Program. *The American Economic Review*, v. 91, n. 2, p.145-149.
- HECKMAN, J. J.; STIXRUD, J.; URZUA, S. (2006). The effects of cognitive and noncognitive abilities on labor market outcomes and social behavior. *Journal of Labor economics*, v. 24, n. 3, p. 411-482.
- HOESCHLER, P.; BALESTRA, S.; BACKES-GELLNER, U. (2018). The Development of Non-Cognitive Skills in Adolescence. *Economics Letters*.
- HOLLAND, P. W. (1986). Statistics and Causal Inference. *Journal of the American Statistical Association*, v. 81, n. 396, p. 945-960.
- KAUTZ, T.; HECKMAN, J. J.; DIRIS, R.; TER WEEL, B.; BORGHANS, L. (2014) : Fostering and Measuring Skills: Improving Cognitive and Non-Cognitive Skills to Promote Lifetime Success, *IZA Discussion Papers*, No. 8696, Institute for the Study of Labor (IZA), Bonn.
- KREIF, N.; ORDAZ, K. D. (2019). Machine learning in policy evaluation: new tools for causal inference. *arXiv preprint arXiv:1903.00402*.
- MORONI, G.; NICOLETTI, C.; TOMINEY E. (2019). Child Socio-Emotional Skills: The Role of Parental Inputs. *IZA Discussion Paper Series*, No. 12432.
- NOFTLE, E. E.; ROBINS, R. W. (2007). Personality predictors of academic outcomes: big five correlates of GPA and SAT scores. *Journal of personality and social psychology*, v. 93, n. 1, p. 116.
- OECD (2019), *PISA 2018 Results (Volume III): What School Life Means for Students' Lives*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/acd78851-en>.
- OLIVEIRA, F. R.; MENEZES, T. A.; IRFFI, G.; OLIVEIRA, G. R. (2018). Bullying effect on student's performance. *Economia*, v. 19, n. 1, p. 57-73.
- OLIVEIRA, F. R.; PAZELLO, E. T.; MENEZES, T. A (2021). Is It Possible to Develop Social-Emotional Skills of Adolescents? Evidence from Brazilian Program. *Análise Econômica*, Porto Alegre, v. 39, n. 78, p. 53-81. doi: [dx.doi.org/ 10.22456/2176-5456.83971](https://doi.org/10.22456/2176-5456.83971).
- OLWEUS, D. (1993). Acoso escolar, "bullying", en las escuelas: hechos e intervenciones. *Centro de investigación para la Promoción de la Salud, Universidad de Bergen, Noruega*, v. 2, p. 1-23.

- OSTER, E. (2019). Unobservable selection and coefficient stability: Theory and evidence. *Journal of Business and Economic Statistics*, v. 37, n. 2, p. 187- 204.
- PRINCIOTTI, V. G.; SANTOS, D. D. (2020). *Discriminação ou comportamento? Uma análise socioemocional das disparidades de gênero entre testes padronizados e a avaliação de professores*. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2020/submissao/files_I/i12-0c9ad56d500bdc95658647ddb_dadd942.pdf
- READ, H. (2019). A typology of empathy and its many moral forms. *Philosophy Compass*, v. 14, n. 10, p. e12623.
- RIZZOTTO, S. J.; FRANÇA, M. T. A.(2021). Does Bullying Affect the School Performance of Brazilian Students? An Analysis Using Pisa 2015. *Child Ind Res*, v. 14, n. 3, p. 1027-1053.
- ROBERTS, B. W.; KUNCEL, N. R.; SHINER, R., CASPI, A.; GOLDBERG, L. R. (2007). The power of personality: The comparative validity of personality traits, socioeconomic status, and cognitive ability for predicting important life outcomes. *Perspectives on Psychological science*, v. 2, n. 4, p. 313-345.
- ROBINS, J. M.; ROTNITZKY A.; ZHAO, L. P. (1994). Estimation of regression coefficients when some regressors are not always observed. *Journal of the American statistical Association*, v. 89, n. 427, p. 846-866.
- ROBINSON, P. M. (1988). Root-N-consistent semi-parametric regression. *Econometrica*, v. 56, p. 931–954.
- ROGOSCH, F. A.; CICCETTI D. (2004). Child Maltreatment and Emergent Personality Organization: Perspectives From the Five-Factor Model. *Journal of Abnormal Child Psychology*, v. 32, n. 2, p. 123–145.
- ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, v. 70, n. 1, p. 41-55.
- RUSTEHOLZ, G.; MEDIAVILLA, M.; PIRES L. (2021). Impact of bullying on academic performance. A case study for the Community of Madrid, *IEB Working Paper 2021/01*.
- SCHLOTTER, M. (2011). Age at Preschool Entrance and Noncognitive Skills before School An Instrumental Variable Approach. *Ifo Working Paper No. 112*.
- ŞAHİN, M. (2012). An investigation into the efficiency of empathy training program on preventing bullying in primary schools. *Children and Youth Services Review*, v. 34, n. 7, p. 1325-1330.
- SANTOS, D.; PRIMI, R. (2014). Desenvolvimento socioemocional e aprendizado escolar: uma proposta de mensuração para apoiar políticas públicas. *Relatório sobre resultados preliminares do projeto de medição de competências socioemocionais no Rio de Janeiro*. São Paulo: OCDE, SEEDUC, Instituto Ayrton Senna.

SARZOSA, M. (2017). Negative social interactions and skill accumulation: The case of school bullying. *Manuscript*, v. 765, p. 1-52.

SARZOSA, M.; URZÚA, S. (2021). Bullying among adolescents: The role of skills. *Quantitative Economics*, v. 12, n. 3, p. 945-980.

SCHLOTTER, M. (2011). Age at Preschool Entrance and Noncognitive Skills before School - An Instrumental Variable Approach, *ifo Working Paper*, No. 112.

SILVA JUNIOR W. S.; GONÇALVES, F. O. (2018). *Frequência no ensino infantil e formação de habilidades cognitivas e socioemocionais em escolas da rede estadual do Rio de Janeiro: uma análise de misturas finitas e propensity score matching*. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2016/submissao/files_I/i12-05141437eda593a6e1b496d2e5f245f9.pdf

SIREGAR, A. R.; YUSUF, E. A.; WAHYUNI, P. (2019). Bullying at school and impact of empathy training. *The Journal of Social Sciences Research*, v. 5, n. 1, p. 117-120.

SORRENTI, G.; ZÖLITZ, U.; RIBEAUD, D.; EISNER, M. (2020). The causal impact of socio-emotional skills training on educational success. *University of Zurich, Department of Economics, Working Paper*, n. 343.

VAZSONYI, A. T.; PICKERING, L. E.; JUNGER, M.; HESSING, D. (2001). An empirical test of a general theory of crime: A four-nation comparative study of self-control and the prediction of deviance. *Journal of research in crime and delinquency*, v. 38, n. 2, p. 91-131.

WISEMAN, T. (1996). A concept analysis of empathy. *Journal of advanced nursing*, v. 23, n. 6, p. 1162-1167.

YU, S; ZHAO, X. (2021). The negative impact of bullying victimization on academic literacy and social integration: Evidence from 51 countries in PISA. *Social Sciences & Humanities Open*, v. 4, n. 1, p. 100151.

ZYCH, I.; TTOFI, M. M.; FARRINGTON, D. P. (2019). Empathy and callous–unemotional traits in different bullying roles: A systematic review and meta-analysis. *Trauma, Violence, & Abuse*, v. 20, n. 1, p. 3-21.

APÊNDICE H - SELEÇÃO DA AMOSTRA E VARIÁVEIS CONTROLES

Este anexo apresenta as etapas de seleção da amostra e a preparação dos dados. A perda de dados é apresentada na tabela H. Essa perda se dá, inicialmente, devido parte dos alunos não responderem as medidas de empatia e a de conscientização, para ser mais preciso, 41,16% da amostra é eliminada após a falta de resposta às cinco variáveis de interesse. Contribuem para essa perda a falta de resposta a algumas variáveis controles, isso sendo verdade para alunos, responsáveis e escolas. Como as informações detalhadas destes são de extrema importância para a identificação por meio da IC, as observações sem informações foram descartadas e as variáveis mantidas. Já o quadro H descreve o processo de criação das variáveis controles.

Tabela H - Seleção da amostra

	Etapa	Observações Restantes	Total de <i>missings</i>
		Total de estudantes na base de dados do PISA 2018	10.691
Dependentes	Notas de matemática, leitura e ciências	10.691	0
Tratamentos	t1	6.611	4.080
	t2	6.442	4.202
	t3	6.381	4.195
	t4	6.318	4.197
	t5	6.274	4.185
Controles	controles ao nível aluno	4205	6.333
	<i>Merging</i> (agrupamento) com os dados parentais	2.943	3.881
	<i>Merging</i> (agrupamento) com os dados das escolas	2.521	1.982

Fonte: Elaboração própria. Nota: Observações restantes é referente ao número de observações restantes após a eliminação de variáveis no processo de agrupamento. Total de *missings* é o número de observações faltantes em relação a amostra inicial.

Quadro H - Descrição dos controles considerados

Variáveis	Descrição
	Aluno
<i>ano1</i>	1 se estiver cursando o 1º ano do ensino médio ou menos, 0 caso contrário.
<i>ano2</i>	1 se estiver cursando o 2º ano do ensino médio, 0 caso contrário.
<i>ano3</i>	1 se estiver cursando o 3º ano do ensino médio, 0 caso contrário.
<i>idade</i>	Idade. #
<i>edm1</i>	1 se a mãe possui o ensino fundamental completo, 0 caso contrário.
<i>edm2</i>	1 se a mãe possui o ensino médio completo, 0 caso contrário.
<i>edm3</i>	1 se a mãe possui o ensino superior completo, 0 caso contrário.
<i>edp1</i>	1 se a pai possui o ensino fundamental completo, 0 caso contrário.
<i>edp2</i>	1 se a pai possui o ensino médio completo, 0 caso contrário.
<i>edp3</i>	1 se a pai possui o ensino superior completo, 0 caso contrário.
<i>livro1</i>	1 se possui de 0 a 10 livros em casa, 0 caso contrário.
<i>livro2</i>	1 se possui de 11 a 100 livros em casa, 0 caso contrário.
<i>livro3</i>	1 se possui de 101 a 500 livros em casa, 0 caso contrário.

Quadro continua na próxima página.

Continuação do quadro H

Variáveis	Descrição
	Aluno
<i>livro4</i>	1 se possui mais do que 500 livros em casa, 0 caso contrário.
<i>rep</i>	1 se reprovou alguma grade, 0 caso contrário. #
<i>cl1</i>	1 se me sinto um estranho (ou deixado fora das coisas) na escola, 0 caso contrário.
<i>cl2</i>	1 se faço amigos facilmente, 0 caso contrário.
<i>cl3</i>	1 se sinto que pertencço a escola, 0 caso contrário.
<i>cl4</i>	1 se me sinto estranho e fora de lugar na minha escola, 0 caso contrário.
<i>cl5</i>	1 se os alunos parecem gostar de mim, 0 caso contrário.
<i>cl6</i>	1 se me sinto sozinho na escola, 0 caso contrário.
<i>homepos</i>	Índice do PISA que mede o nível de posses em casa. #
<i>cultposs</i>	Índice do PISA que mede o nível de posses culturais em casa. #
<i>wealth</i>	Índice do PISA que mede a riqueza da família. #
<i>resi</i>	Índice do PISA que mede o nível de resiliência. #
<i>hisei</i>	Índice do PISA que mede o mais alto <i>status</i> ocupacional parental. #
<i>efm</i>	1 se tem expectativa de se formar no ensino médio, 0 caso contrário.
<i>efs</i>	1 se tem expectativa de se formar no ensino superior, 0 caso contrário.
<i>ler1</i>	1 se ler é um dos meus <i>hobbies</i> favoritos, 0 caso contrário.
<i>ler2</i>	1 se considera ler é uma perda de tempo, 0 caso contrário.
<i>ler3</i>	1 se leio apenas para obter informações sobre o que necessito, 0 caso contrário.
<i>esf1</i>	1 se me esforçar na escola vai me ajudar a conseguir um bom emprego, 0 caso contrário.
<i>esf2</i>	1 se me esforçar na escola vai me ajudar a entrar em uma boa faculdade, 0 caso contrário.
<i>comp1</i>	1 se gosto de trabalhar em situações que envolvam competição com outros alunos, 0 caso contrário.
<i>comp2</i>	1 se é importante para mim ter um desempenho melhor do que outras pessoas em tarefas, 0 caso contrário.
<i>comp3</i>	1 se eu me esforço mais quando estou competindo com outras pessoas, 0 caso contrário.
<i>qf1</i>	1 se quando estou falhando, me preocupo com o que os outros pensam de mim, caso contrário.
<i>qf2</i>	1 se quando estou falhando, tenho medo de não ter talento suficiente, 0 caso contrário.
<i>qlf3</i>	1 se quando estou falhando, isso me faz duvidar dos meus planos para o futuro, 0 caso contrário.
<i>app1</i>	1 se, com referência a este ano letivo, meus pais apoiam meu esforço e desempenho escolar, 0 caso contrário.
<i>app2</i>	1, se, com referência a este ano letivo, meus pais me apoiam quando estou enfrentando dificuldades escolares, 0 caso contrário.
<i>app3</i>	1, se com referência a este ano letivo, meus pais me encorajam a ser confiante, 0 caso contrário.
<i>bul1</i>	1 se outros alunos me deixaram de fora das coisas de propósito, 0 caso contrário.
<i>bul2</i>	1 se outros alunos zombaram de mim, 0 caso contrário.
<i>bul3</i>	1 se fui ameaçado por outros alunos, 0 caso contrário.
<i>bul4</i>	1 se outros alunos tiraram ou quebraram meus pertences, 0 caso contrário.
<i>bul5</i>	1 se fui atingido ou empurrado por outro aluno, 0 caso contrário.
<i>adp1</i>	1 se na maioria das aulas de leitura o professor adapta as lições as necessidades e conhecimentos da turma, 0 caso contrário.
<i>adp2</i>	1 se na maioria das aulas de leitura o professor fornece ajuda individual quando o aluno tem dificuldade em entender um tópico ou tarefa, 0 caso contrário.
<i>adp3</i>	1 se na maioria das aulas de leitura o professor muda a estrutura da aula em um tópico se a maioria dos alunos acha difícil de entender, 0 caso contrário.
<i>saf1</i>	1 se tenho satisfação em trabalhar o máximo que posso, 0 caso contrário.
<i>saf2</i>	0 aluno responde de 0 a 10 o nível de satisfação com a vida, 0 caso contrário.
<i>pra</i>	1 se parte do prazer que tenho ao fazer as coisas é quando meloro meu desempenho anterior, 0 caso contrário.

Quadro continua na próxima página

Continuação do quadro H

Variáveis	Descrição	
	Responsável	
<i>acompl</i>	1 se conversa semanalmente com o filho sobre como ele estar na escola, 0 caso contrário.	
<i>acomp2</i>	1 se ajuda semanalmente o filho com a leitura e escrita do dever de casa, 0 caso contrário.	
<i>acomp3</i>	1 se discute semanalmente questões políticas ou sociais com o filho, 0 caso contrário.	
<i>tpl</i>	1 se ler diariamente, 0 caso contrário	
<i>effm</i>	1 se tem expectativa de que o filho possa se formar no ensino médio, 0 caso contrário.	
<i>effs</i>	1 se tem expectativa de que o filho possa se formar no ensino superior, 0 caso contrário.	
<i>papri1</i>	1 se lia livros para o filho quando esse cursou o 1º ano do ensino fundamental, 0 caso contrário.	
<i>papri2</i>	1 se contava histórias para o filho quando esse cursou o 1º ano do ensino fundamental, 0 caso contrário.	
<i>papri3</i>	1 se brincava com brinquedos de alfabeto (por exemplo: blocos com letras do alfabeto) com o filho quando esse cursava 1º ano do ensino fundamental, 0 caso contrário.	
<i>efpp</i>	1 se o filho participou da educação pré-primária, 0 caso contrário.	
<i>dcp</i>	1 se discute o comportamento do meu filho com o professor, 0 caso contrário.	
<i>dpp</i>	1 se discute o progresso do filho com o professor, 0 caso contrário.	
<i>ihca</i>	1 se tem interesse em história, cultura e artes, 0 caso contrário.	
<i>iqps</i>	1 se tem interesse em questões políticas e sociais, 0 caso contrário.	
	Escola	
<i>norte</i>	1 se a escola é da região Norte, 0 caso contrário.	
<i>nordeste</i>	1 se a escola é da região Nordeste, 0 caso contrário.	
<i>sul</i>	1 se a escola é da região Sul, 0 caso contrário.	
<i>sudeste</i>	1 se a escola é da região Sudeste, 0 caso contrário.	
<i>centro-oeste</i>	1 se a escola é da região Centro-Oeste, 0 caso contrário.	
<i>turma1</i>	1 se as turmas, média, têm até 15 alunos, 0 caso contrário.	
<i>turma2</i>	1 se as turmas, em média, têm entre 16 e 30 alunos, 0 caso contrário.	
<i>turma3</i>	1 se as turmas, em média, têm entre 31 e 40 alunos, 0 caso contrário.	
<i>turma4</i>	1 se as turmas, em média, têm mais que 41 alunos, 0 caso contrário.	
<i>ifp1</i>	1 se a instrução escolar foi prejudicada por falta de material educacional, 0 caso contrário.	
<i>ifp2</i>	1 se a instrução escolar foi prejudicada por falta de infraestrutura física, 0 caso contrário.	
<i>resp</i>	1 se na escola há um programa específico para preparar os alunos para comportamento responsável na internet, 0 caso contrário.	
<i>tp1</i>	1 se os dados da pesquisa sobre desempenho são postados publicamente, 0 caso contrário.	
<i>tp2</i>	1 se os dados de conquista são rastreados durante o tempo por uma autoridade administrativa, 0 caso contrário.	
<i>tp3</i>	1 se os dados de resultados são fornecidos diretamente aos pais, 0 caso contrário.	
<i>apf1</i>	1 se o aprendizado do aluno é afetado por falta de professor, 0 caso contrário.	
<i>apf2</i>	1 se o aprendizado do aluno é afetado pela equipe resistindo à mudança, 0 caso contrário.	
<i>apf3</i>	1 se o aprendizado do aluno é afetado por professores sendo muito rígidos com os alunos, 0 caso contrário.	
<i>apf4</i>	1 se o aprendizado do aluno é afetado pela falta de preparação dos professores para dar aula, 0 caso contrário.	
<i>sle</i>	1 se há sala onde os alunos podem fazer o trabalho de casa, 0 caso contrário.	
<i>tut</i>	1 se há tutoria na escola, 0 caso contrário.	
<i>total</i>	Número total de professores na escola.	

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE I - DESCRIÇÃO DOS CONTROLES PARA CADA TRATAMENTO

Tabela I.1 – Estatística descritiva para t1, t2 e t3

Variáveis	t1			t2			t3					
	Concorda		Discorda	Concorda		Discorda	Concorda		Discorda			
	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.		
Alunos	0,080	0,272	0,061	0,240	0,079	0,269	0,046	0,210	0,788	0,269	0,044	0,206
<i>norte</i>	0,323	0,467	0,344	0,475	0,326	0,469	0,344	0,476	0,332	0,471	0,287	0,453
<i>sul</i>	0,138	0,346	0,147	0,355	0,139	0,346	0,155	0,362	0,138	0,346	0,163	0,370
<i>sudeste</i>	0,349	0,476	0,366	0,482	0,353	0,478	0,360	0,481	0,348	0,476	0,411	0,493
<i>centro-oeste</i>	0,107	0,310	0,801	0,271	0,101	0,302	0,093	0,291	0,101	0,302	0,092	0,290
<i>ano1</i>	0,625	0,242	0,849	0,271	0,061	0,240	0,124	0,330	0,060	0,237	0,150	0,358
<i>ano2</i>	0,311	0,463	0,336	0,472	0,313	0,464	0,356	0,479	0,316	0,465	0,331	0,471
<i>ano3</i>	0,082	0,010	0,086	0,020	0,080	0,009	0,130	0,040	0,082	0,009	0,112	0,040
<i>livro1</i>	0,336	0,472	0,448	0,497	0,350	0,477	0,484	0,500	0,349	0,477	0,513	0,500
<i>livro3</i>	0,122	0,328	0,088	0,283	0,117	0,321	0,852	0,279	0,116	0,321	0,084	0,278
<i>livro4</i>	0,014	0,121	0,007	0,883	0,013	0,114	0,011	0,107	0,013	0,113	0,132	0,114
<i>rep</i>	0,134	0,341	0,179	0,383	0,136	0,342	0,232	0,423	0,133	0,340	0,269	0,444
<i>homepos</i>	-1,118	1,042	-1,247	1,040	-1,140	1,043	-1,246	1,036	-1,135	1,038	-1,309	1,077
<i>cultposs</i>	-0,462	0,850	-0,626	0,794	-0,488	0,837	-0,632	0,849	-0,485	0,839	-0,691	0,824
<i>cl1</i>	0,760	0,427	0,786	0,410	0,766	0,423	0,767	0,423	0,769	0,421	0,743	0,437
<i>cl2</i>	0,322	0,467	0,268	0,443	0,311	0,463	0,286	0,453	0,314	0,464	0,252	0,435
<i>cl3</i>	0,225	0,417	0,237	0,425	0,221	0,415	0,290	0,454	0,223	0,416	0,278	0,449
<i>cl4</i>	0,813	0,389	0,828	0,377	0,820	0,383	0,790	0,407	0,819	0,384	0,796	0,403
<i>cl5</i>	0,192	0,394	0,204	0,403	0,187	0,390	0,267	0,443	0,190	0,393	0,243	0,430
<i>cl6</i>	0,797	0,402	0,814	0,389	0,804	0,396	0,779	0,415	0,802	0,398	0,796	0,403
<i>wealth</i>	-1,146	0,998	-1,199	1,032	-1,160	1,004	-1,155	1,033	-1,155	1,003	-1,206	1,044
<i>resi</i>	-0,029	0,950	-1,121	0,978	-0,051	0,944	-0,063	1,068	-0,486	0,950	-0,092	1,029
<i>hisei</i>	48,08	23,05	46,18	23,688	47,67	23,18	46,99	23,59	47,93	23,15	44,21	23,70
<i>efm</i>	0,317	0,465	0,323	0,468	0,316	0,465	0,341	0,474	0,315	0,464	0,353	0,479
<i>efs</i>	0,573	0,494	0,503	0,500	0,566	0,495	0,461	0,499	0,564	0,495	0,464	0,499
<i>lev1</i>	0,538	0,498	0,440	0,496	0,531	0,499	0,360	0,481	0,525	0,499	0,394	0,490

Tabela continua na próxima página

Continuação da tabela I.1

Variáveis	t1		t2		t3							
	Concorda		Discorda		Concorda		Discorda					
	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.				
<i>ler2</i>	0,054	0,226	0,088	0,283	0,052	0,222	0,155	0,363	0,056	0,230	0,133	0,340
<i>ler3</i>	0,429	0,495	0,542	0,498	0,439	0,496	0,624	0,485	0,443	0,497	0,611	0,489
<i>esf1</i>	0,931	0,252	0,910	0,285	0,932	0,251	0,872	0,335	0,929	0,258	0,903	0,297
<i>esf2</i>	0,952	0,212	0,924	0,264	0,951	0,217	0,903	0,296	0,950	0,217	0,898	0,303
<i>comp1</i>	0,587	0,492	0,595	0,491	0,586	0,493	0,620	0,486	0,592	0,492	0,562	0,497
<i>comp2</i>	0,680	0,466	0,650	0,477	0,670	0,470	0,698	0,460	0,672	0,470	0,686	0,465
<i>comp3</i>	0,667	0,471	0,661	0,473	0,664	0,472	0,686	0,465	0,667	0,471	0,659	0,475
<i>qf1</i>	0,575	0,494	0,536	0,499	0,570	0,495	0,523	0,500	0,568	0,495	0,540	0,500
<i>qf2</i>	0,627	0,483	0,545	0,498	0,617	0,486	0,516	0,501	0,615	0,487	0,522	0,501
<i>qf3</i>	0,589	0,491	0,550	0,497	0,586	0,493	0,531	0,500	0,584	0,493	0,535	0,500
<i>app1</i>	0,942	0,234	0,869	0,337	0,940	0,238	0,779	0,416	0,936	0,244	0,792	0,407
<i>app2</i>	0,896	0,305	0,827	0,379	0,896	0,306	0,729	0,446	0,892	0,311	0,743	0,438
<i>app3</i>	0,901	0,298	0,884	0,321	0,909	0,288	0,795	0,405	0,905	0,293	0,810	0,393
<i>bul1</i>	0,352	0,478	0,280	0,449	0,338	0,473	0,295	0,457	0,338	0,473	0,288	0,454
<i>bul2</i>	0,386	0,487	0,354	0,479	0,375	0,484	0,403	0,491	0,381	0,486	0,350	0,478
<i>bul3</i>	0,160	0,367	0,178	0,383	0,156	0,363	0,244	0,430	0,155	0,362	0,261	0,440
<i>bul4</i>	0,209	0,407	0,256	0,437	0,212	0,409	0,298	0,458	0,212	0,409	0,310	0,463
<i>bul5</i>	0,126	0,332	0,175	0,380	0,124	0,330	0,260	0,439	0,127	0,333	0,248	0,433
<i>adp1</i>	0,297	0,457	0,280	0,449	0,287	0,452	0,345	0,476	0,290	0,454	0,319	0,467
<i>adp2</i>	0,519	0,500	0,473	0,500	0,513	0,500	0,461	0,499	0,511	0,500	0,473	0,500
<i>adp3</i>	0,526	0,499	0,491	0,500	0,522	0,500	0,473	0,500	0,519	0,500	0,496	0,501
<i>saf1</i>	0,448	0,497	0,414	0,493	0,446	0,497	0,376	0,485	0,442	0,497	0,407	0,492
<i>saf2</i>	0,935	0,246	0,885	0,319	0,929	0,257	0,868	0,339	0,929	0,258	0,863	0,345
<i>pra1</i>	0,705	0,269	0,714	0,275	0,704	0,270	0,735	0,275	0,705	0,269	0,730	0,287
Responsável	0,815	0,389	0,818	0,386	0,816	0,387	0,810	0,393	0,817	0,387	0,801	0,400
<i>acomp2</i>	0,352	0,478	0,377	0,485	0,363	0,481	0,322	0,468	0,359	0,480	0,354	0,479
<i>acomp3</i>	0,397	0,489	0,407	0,492	0,400	0,490	0,391	0,489	0,402	0,490	0,376	0,485
<i>effm</i>	0,379	0,485	0,377	0,485	0,380	0,485	0,368	0,483	0,380	0,485	0,367	0,483

Tabela continua na próxima página

Continuação da tabela I.1

Variáveis	t1		t2		t3							
	Concorda		Discorda		Concorda		Discorda					
	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.				
Responsável	0,896	0,305	0,858	0,349	0,888	0,315	0,872	0,335	0,891	0,312	0,845	0,363
<i>papri1</i>	0,805	0,396	0,799	0,401	0,811	0,392	0,740	0,439	0,807	0,395	0,770	0,422
<i>papri2</i>	0,785	0,411	0,772	0,420	0,787	0,410	0,736	0,441	0,783	0,412	0,761	0,427
<i>papri3</i>	0,693	0,461	0,687	0,464	0,699	0,459	0,628	0,484	0,694	0,461	0,664	0,473
<i>efpp</i>	0,868	0,339	0,849	0,358	0,864	0,343	0,853	0,355	0,866	0,340	0,832	0,375
<i>dcp</i>	0,141	0,348	0,187	0,390	0,145	0,352	0,221	0,416	0,146	0,354	0,217	0,413
<i>dpl</i>	0,145	0,353	0,148	0,355	0,144	0,351	0,163	0,370	0,144	0,351	0,168	0,375
<i>ihca1</i>	0,415	0,493	0,421	0,494	0,418	0,493	0,403	0,491	0,415	0,493	0,438	0,497
<i>qps1</i>	0,302	0,459	0,269	0,444	0,298	0,457	0,260	0,439	0,293	0,455	0,305	0,462
Escola	0,012	0,110	0,027	0,161	0,015	0,122	0,023	0,151	0,014	0,117	0,035	0,185
<i>lesc1</i>	0,083	0,276	0,123	0,328	0,087	0,283	0,140	0,347	0,088	0,283	0,142	0,349
<i>lesc2</i>	0,357	0,479	0,371	0,483	0,360	0,480	0,368	0,483	0,359	0,480	0,376	0,485
<i>lesc3</i>	0,351	0,477	0,329	0,470	0,350	0,477	0,306	0,462	0,350	0,477	0,296	0,458
<i>lesc4</i>	0,197	0,398	0,151	0,358	0,188	0,391	0,163	0,370	0,189	0,391	0,150	0,358
<i>lesc5</i>	0,776	0,417	0,807	0,395	0,777	0,416	0,841	0,366	0,776	0,417	0,858	0,349
<i>esep</i>	0,178	0,383	0,189	0,392	0,180	0,385	0,186	0,390	0,179	0,384	0,199	0,400
<i>turma1</i>	0,568	0,496	0,583	0,493	0,567	0,496	0,612	0,488	0,571	0,495	0,580	0,495
<i>turma2</i>	0,245	0,430	0,214	0,410	0,243	0,429	0,186	0,390	0,241	0,428	0,199	0,400
<i>turma3</i>	0,550	0,498	0,542	0,499	0,546	0,498	0,566	0,497	0,550	0,498	0,527	0,500
<i>ifp1</i>	0,555	0,497	0,558	0,497	0,553	0,497	0,581	0,494	0,555	0,497	0,562	0,497
<i>ifp2</i>	0,194	0,395	0,208	0,406	0,194	0,396	0,225	0,418	0,196	0,397	0,212	0,410
<i>resp1</i>	0,449	0,498	0,415	0,493	0,445	0,497	0,403	0,491	0,444	0,497	0,403	0,492
<i>tp1</i>	0,873	0,333	0,898	0,303	0,878	0,327	0,888	0,316	0,877	0,329	0,903	0,297
<i>tp2</i>	0,932	0,252	0,915	0,279	0,930	0,256	0,911	0,286	0,929	0,257	0,916	0,278
<i>tp3</i>	0,731	0,444	0,730	0,445	0,727	0,445	0,760	0,428	0,729	0,445	0,752	0,433
<i>apf1</i>	0,788	0,409	0,786	0,410	0,785	0,411	0,810	0,393	0,786	0,410	0,801	0,400
<i>apf2</i>	0,640	0,480	0,664	0,473	0,643	0,479	0,667	0,472	0,644	0,479	0,659	0,475
<i>apf3</i>												

Tabela continua na próxima página

Continuação da tabela I.1

Variáveis	t1		t2		t3							
	Concorda		Discorda		Concorda		Discorda					
	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.				
Escola	0,667	0,471	0,686	0,465	0,665	0,472	0,725	0,447	0,667	0,472	0,721	0,449
<i>apf4</i>	0,585	0,598	0,613	0,958	0,591	0,682	0,597	0,895	0,596	0,701	0,553	0,754
<i>sle</i>	0,453	0,602	0,508	0,102	0,464	0,687	0,488	0,104	0,473	0,729	0,403	0,749
<i>tut</i>	0,406	0,382	0,366	0,339	0,398	0,373	0,378	0,370	0,401	0,379	0,351	0,286
<i>total</i>												
Nº de obs	1.885		636		2.263		258		2.295		266	

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados do PISA 2018. Nota: a sigla D.p. é referente ao desvio padrão.

Tabela I.2 – Estatística descritiva para t4 e t5

Aluno	Variáveis	t4				t5			
		Concorda		Discorda		Concorda		Discorda	
		Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.
	<i>norte</i>	0,077	0,267	0,062	0,242	0,794	0,270	0,047	0,213
	<i>nordeste</i>	0,327	0,469	0,339	0,474	0,325	0,468	0,351	0,478
	<i>sul</i>	0,141	0,348	0,136	0,343	0,139	0,346	0,153	0,361
	<i>sudeste</i>	0,351	0,477	0,372	0,484	0,352	0,477	0,365	0,482
	<i>centro-oeste</i>	0,102	0,303	0,088	0,885	0,103	0,304	0,081	0,274
	<i>ano1</i>	0,060	0,238	0,132	0,340	0,060	0,237	0,129	0,336
	<i>ano2</i>	0,310	0,462	0,380	0,486	0,314	0,464	0,344	0,476
	<i>ano3</i>	0,083	0,009	0,100	0,036	0,084	0,010	0,084	0,010
	<i>livro1</i>	0,344	0,475	0,527	0,500	0,346	0,475	0,501	0,500
	<i>livro2</i>	0,524	0,499	0,376	0,485	0,520	0,499	0,416	0,493
	<i>livro3</i>	0,117	0,321	0,084	0,279	0,119	0,324	0,068	0,252
	<i>livro4</i>	0,013	0,114	0,011	0,104	0,013	0,115	0,010	0,100
	<i>rep</i>	0,134	0,340	0,243	0,430	0,132	0,339	0,249	0,433
	<i>homepos</i>	-1,119	1,039	-1,407	1,043	-1,116	1,042	-1,410	1,015
	<i>cultposs</i>	-0,484	0,837	-0,659	0,840	0,483	0,841	-0,655	0,811
	<i>cl1</i>	0,769	0,421	0,741	0,438	0,767	0,422	0,757	0,429
	<i>cl2</i>	0,310	0,462	0,298	0,458	0,315	0,464	0,262	0,440
	<i>cl3</i>	0,220	0,414	0,295	0,456	0,221	0,415	0,279	0,449
	<i>cl4</i>	0,882	0,382	0,778	0,415	0,820	0,383	0,791	0,406
	<i>cl5</i>	0,187	0,390	0,265	0,442	0,192	0,393	0,218	0,413
	<i>cl6</i>	0,803	0,397	0,785	0,410	0,801	0,398	0,802	0,399
	<i>wealth</i>	-1,139	1,001	-1,328	1,039	-1,134	1,004	-1,348	1,011
	<i>resi</i>	-0,388	0,946	-0,166	1,043	-0,047	0,946	-0,090	1,038
	<i>hisei</i>	48,04	23,09	43,97	24,05	48,23	23,07	42,76	23,86
	<i>efm</i>	0,316	0,465	0,339	0,474	0,316	0,465	0,334	0,472
	<i>efs</i>	0,569	0,495	0,442	0,474	0,571	0,494	0,436	0,496
	<i>ler1</i>	0,529	0,499	0,380	0,486	0,534	0,499	0,433	0,496
	<i>ler2</i>	0,056	0,229	0,118	0,323	0,057	0,232	0,102	0,304
	<i>ler3</i>	0,443	0,496	0,579	0,494	0,442	0,496	0,573	0,495
	<i>esf1</i>	0,929	0,255	0,896	0,304	0,929	0,255	0,898	0,304
	<i>esf2</i>	0,952	0,213	0,892	0,309	0,950	0,216	0,908	0,290
	<i>comp1</i>	0,589	0,491	0,586	0,493	0,591	0,491	0,573	0,495
	<i>comp2</i>	0,672	0,469	0,678	0,467	0,674	0,468	0,666	0,473
	<i>comp3</i>	0,671	0,469	0,623	0,485	0,670	0,470	0,638	0,481
	<i>qf1</i>	0,576	0,494	0,476	0,500	0,572	0,494	0,509	0,501
	<i>qf2</i>	0,620	0,485	0,490	0,500	0,622	0,484	0,488	0,501
	<i>qlf3</i>	0,584	0,492	0,538	0,499	0,587	0,492	0,522	0,500
	<i>app1</i>	0,941	0,236	0,779	0,416	0,939	0,239	0,805	0,397
	<i>app2</i>	0,899	0,302	0,712	0,454	0,891	0,311	0,782	0,414
	<i>app3</i>	0,905	0,293	0,830	0,376	0,905	0,293	0,836	0,371
	<i>bul1</i>	0,338	0,473	0,295	0,457	0,341	0,474	0,280	0,450
	<i>bul2</i>	0,376	0,484	0,399	0,491	0,385	0,487	0,328	0,470
	<i>bul3</i>	0,150	0,357	0,284	0,452	0,162	0,368	0,188	0,391
	<i>bul4</i>	0,206	0,405	0,343	0,476	0,215	0,411	0,266	0,443
	<i>bul5</i>	0,120	0,326	0,284	0,452	0,132	0,339	0,181	0,386
	<i>adp1</i>	0,288	0,453	0,332	0,472	0,297	0,457	0,263	0,441
	<i>adp2</i>	0,516	0,500	0,435	0,497	0,516	0,500	0,447	0,498

Tabela continua na próxima página

Continuação da tabela I.2

Variáveis	t4				t5				
	Concorda		Discorda		Concorda		Discorda		
	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	Média	D.p.	
Aluno	<i>adp3</i>	0,522	0,500	0,476	0,500	0,526	0,499	0,451	0,498
	<i>saf1</i>	0,444	0,497	0,402	0,491	0,441	0,497	0,423	0,495
	<i>saf2</i>	0,928	0,259	0,878	0,328	0,925	0,263	0,904	0,294
	<i>pra1</i>	0,703	0,269	0,742	0,280	0,702	0,270	0,745	0,269
Responsável	<i>acompl</i>	0,816	0,388	0,812	0,392	0,817	0,387	0,805	0,397
	<i>acomp2</i>	0,356	0,479	0,380	0,486	0,358	0,480	0,362	0,481
	<i>acomp3</i>	0,402	0,490	0,376	0,485	0,404	0,491	0,369	0,483
	<i>effm</i>	0,383	0,486	0,339	0,474	0,374	0,484	0,413	0,493
	<i>effs</i>	0,892	0,310	0,841	0,366	0,892	0,310	0,843	0,364
	<i>papri1</i>	0,808	0,394	0,768	0,423	0,809	0,393	0,765	0,425
	<i>papri2</i>	0,788	0,409	0,731	0,444	0,786	0,410	0,744	0,437
	<i>papri3</i>	0,699	0,459	0,627	0,484	0,699	0,459	0,635	0,482
	<i>efpp</i>	0,866	0,340	0,838	0,369	0,864	0,342	0,853	0,354
	<i>dcp</i>	0,143	0,350	0,232	0,423	0,143	0,350	0,229	0,421
	<i>dpl</i>	0,143	0,350	0,170	0,376	0,145	0,352	0,154	0,361
	<i>ihca1</i>	0,420	0,494	0,387	0,488	0,421	0,494	0,386	0,488
	<i>qps1</i>	0,300	0,459	0,240	0,428	0,298	0,457	0,263	0,441
	Escola	<i>lesc1</i>	0,016	0,124	0,018	0,135	0,014	0,119	0,027
<i>lesc2</i>		0,088	0,284	0,129	0,336	0,083	0,277	0,164	0,371
<i>lesc3</i>		0,356	0,479	0,395	0,490	0,361	0,480	0,358	0,480
<i>lesc4</i>		0,348	0,476	0,328	0,471	0,350	0,477	0,311	0,464
<i>lesc5</i>		0,192	0,394	0,129	0,336	0,191	0,393	0,140	0,348
<i>escp</i>		0,772	0,420	0,886	0,319	0,770	0,421	0,891	0,312
<i>turma1</i>		0,180	0,384	0,192	0,395	0,177	0,382	0,208	0,407
<i>turma2</i>		0,573	0,495	0,557	0,498	0,575	0,494	0,546	0,499
<i>turma3</i>		0,238	0,426	0,232	0,423	0,238	0,426	0,232	0,423
<i>ifp1</i>		0,544	0,498	0,579	0,495	0,544	0,498	0,577	0,495
<i>ifp2</i>		0,548	0,498	0,620	0,486	0,545	0,498	0,635	0,482
<i>resp1</i>		0,197	0,398	0,196	0,397	0,197	0,398	0,201	0,402
<i>tp1</i>		0,447	0,497	0,387	0,488	0,438	0,496	0,461	0,499
<i>tp2</i>		0,881	0,324	0,863	0,344	0,875	0,331	0,908	0,290
<i>tp3</i>		0,927	0,260	0,934	0,249	0,930	0,256	0,915	0,280
<i>apf1</i>		0,725	0,447	0,779	0,416	0,727	0,446	0,761	0,427
<i>apf2</i>		0,785	0,411	0,804	0,397	0,788	0,409	0,782	0,414
<i>apf3</i>		0,641	0,480	0,686	0,465	0,643	0,479	0,669	0,471
<i>apf4</i>		0,668	0,471	0,705	0,457	0,665	0,472	0,724	0,448
<i>sle</i>		0,600	0,704	0,524	0,719	0,594	0,684	0,573	0,859
<i>tut</i>		0,475	0,733	0,399	0,712	0,467	0,712	0,464	0,862
<i>totat</i>		0,402	0,386	0,349	0,228	0,402	0,382	0,357	0,288
Nº obs.		2.250		271		2.228		293	

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados do PISA 2018. Nota: a sigla D.p. é referente ao desvio padrão.

APÊNDICE J - TESTE DE MÉDIAS

Tabela J - Teste de médias

Disciplina		Média	Desvio Padrão	Intervalo de confiança	Estatística t
Se irrita ao ver que ninguém defende alunos de bullying					
Matemática	Sim	431,013	84,891	427,178	434,848
	Não	418,796	87,242	412,003	425,178
	Diferença	12,216			
Leitura	Sim	476,614	90,259	472,536	480,691
	Não	450,974	96,080	443,492	458,455
	Diferença	25,639			
Ciências	Sim	459,449	86,413	455,546	463,629
	Não	439,719	88,751	432,808	446,353
	Diferença	19,730			
Se sente mal ao ver alunos praticarem bullying					
Matemática	Sim	430,372	84,724	426,879	433,865
	Não	406,518	90,652	395,404	417,632
	Diferença	23,853			
Leitura	Sim	475,280	90,219	471,561	478,999
	Não	425,109	99,192	412,948	437,270
	Diferença	50,170			
Ciências	Sim	458,307	85,752	454,772	461,842
	Não	420,833	94,527	409,244	432,422
	Diferença	37,473			
Se gosta quando outro aluno defende alunos que sofrem bullying					
Matemática	Sim	430,944	84,862	427,470	434,418
	Não	397,330	87,642	385,842	408,818
	Diferença	33,613			
Leitura	Sim	475,559	90,680	471,847	479,271
	Não	415,167	92,117	403,092	427,241
	Diferença	60,392			
Ciências	Sim	458,554	86,469	455,023	462,085
	Não	413,017	88,256	401,421	424,614
	Diferença	45,538			
Se acredita que é uma boa ação, ajudar alunos que não podem se defender					
Matemática	Sim	432,366	84,812	428,859	435,872
	Não	391,109	83,710	381,097	401,120
	Diferença	41,257			
Leitura	Sim	477,381	89,529	473,683	481,086
	Não	410,040	94,265	398,766	481,086
	Diferença	67,344			
Ciências	Sim	460,187	85,201	456,664	463,709
	Não	407,023	91,198	396,116	417,930
	Diferença	53,163			
Se acha que é errado participar de bullying					
Matemática	Sim	433,140	84,502	429,625	436,651
	Não	388,320	83,964	378,666	397,975
	Diferença	44,819			
Leitura	Sim	477,190	89,805	473,459	480,921
	Não	416,579	94,562	405,706	427,452
	Diferença	60,610			
Ciências	Sim	460,097	85,478	456,546	463,648
	Não	411,696	89,022	401,322	422,070
	Diferença	48,401			

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE K - RESULTADOS SEM TRANSFORMAÇÕES

As estimativas do EMT e do EMTT sem transformações estão relatadas, respectivamente, nas tabelas K.1 e K.2. Comparando com os resultados com transformações (tabela 2.3 e tabela 2.4), em sua maioria, os coeficientes estimados são menores em relação aos com transformações.

No tratamento t2 há perda de significância em matemática no EMT ao se utilizar a RI, no caso com transformação é significativa a 5%. Já ao comparar o desvio padrão das estimativas do modelo com transformação e do sem transformação, em maioria, o modelo com transformações apresenta menor desvio padrão, como pode ser observado nas Tabelas K.1 e K.2.

Tabela K.1 - EMT sem transformações

	EMT				
	t1	t2	t3	t4	t5
DML Parcialmente Linear					
Y1	5,081	14,463*	19,615*	22,191*	26,631*
	3,299	5,051	5,038	4,699	4,471
Y2	13,737*	30,520*	37,600*	40,927*	36,583*
	3,624	(5,644)	5,441	5,363	5,077
Y3	10,303*	23,181*	26,860*	30,489*	27,133*
	3,366	5,339	5,229	5,128	4,804
DML Iterativo					
Y1	5,152	10,710	16,317*	20,932*	25,974*
	3,234	(4,760)	5,094	4,516	(4,551)
Y2	13,600*	31,462*	38,693*	39,146*	37,850*
	(3,550)	5,239	5,565	(5,351)	5,035
Y3	11,145*	25,073*	29,819*	30,321*	26,258*
	(3,309)	(4,781)	5,243	(4,868)	4,774

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula. Por sua vez, os () representam desvio padrão menor do modelo sem transformações, quando comparado com modelo com transformações.

Tabela K.2 - EMTT sem transformações

	EMTT				
	t1	t2	t3	t4	t5
Y1	5,090	12,779*	15,190*	20,642*	25,488*
	(3,263)	(4,629)	5,147	(4,512)	4,624
Y2	14,029*	31,378*	37,986*	39,298*	35,213*
	(3,563)	5,214	5,586	5,468	5,382
Y3	10,699*	24,981*	28,919*	28,952*	26,230*
	(3,344)	4,844	5,276	(4,816)	(4,959)

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula. Por sua vez, os () representam desvio padrão menor do modelo sem transformações, quando comparado com modelo com transformações.

APÊNDICE L - EMT POR SEGMENTAÇÃO DOS DADOS APLICANDO O MODELO IR.

Tabela L.1 – EMT por tamanho da localidade

	EMT				
	t1	t2	t3	t4	t5
Localidade com até 15 mil pessoas (agrupei os dois primeiros grupos)					
Y1	2,730	19,990	19,150	16,400	22,910*
	8,356	12,600	15,650	13,530	11,260
Y2	9,670	34,060	14,570	20,250	16,790
	10,680	19,730	21,920	19,390	17,360
Y3	-3,674	16,290	19,460	11,700	15,280
	8,930	13,350	13,460	15,620	13,130
Cidade média (de 15 a 100 mil pessoas)					
Y1	-5,803	-5,327	9,350	19,901*	19,507*
	5,570	9,489	9,370	8,987	8,511
Y2	6,271	18,570	29,670*	33,408*	39,797*
	6,019	10,500	11,670	9,304	9,082
Y3	4,702	15,520	19,662*	24,320*	29,094*
	5,482	9,781	9,797	8,740	7,847
Cidade grande (de 100 mil a 1 milhão de pessoas)					
Y1	7,352	14,990	16,170	18,446*	22,290*
	6,119	10,850	12,410	8,261	9,070
Y2	10,631	21,900*	28,110*	32,918*	22,480*
	6,841	11,480	12,250	9,763	10,400
Y3	12,566*	25,610**	29,010*	31,560*	21,202*
	6,407	11,730	11,660	10,070	9,915
Cidade muito grande (mais do que 1 milhão de pessoas)					
Y1	9,786	0,962	24,900	8,027	26,650
	9,933	20,099	19,470	26,246	23,750
Y2	22,075*	54,330*	59,090*	37,330	56,660*
	9,872	20,660	18,780	25,750	21,370
Y3	15,500*	25,410	36,580*	46,500*	49,680*
	9,067	14,710	15,550	19,980	18,030

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

Tabela L.2 – EMT por tipo de escola

	EMT				
	t1	t2	t3	t4	t5
Pública					
Y1	6,228	15,795*	23,734*	21,068*	24,858*
	3,560	5,079	5,414	4,612	4,854
Y2	14,334*	35,755*	36,794*	38,733*	35,755*
	3,988	5,448	6,088	5,732	5,732
Y3	10,138*	23,639*	32,936*	29,376*	24,144*
	3,668	5,545	5,597	5,308	5,158
Particular					
Y1	2,731	10,210	4,101	-3,719	19,560
	8,288	16,350	20,904	18,890	20,340
Y2	11,310	29,210*	29,770	7,093	21,790
	8,398	13,770	22,140	19,909	20,090
Y3	11,310	23,510	22,200	7,424	24,210
	7,791	12,750	17,270	18,250	15,420

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

Tabela L.3 – EMT por gênero

	EMT				
	t1	t2	t3	t4	t5
Menina					
Y1	8,708	30,075*	22,808*	26,156*	30,651*
	4,485	9,925	9,406	7,178	7,478
Y2	14,795*	56,958*	46,750*	43,477*	44,810*
	5,383	9,121	10,770	9,881	8,336
Y3	13,656*	44,935*	38,310*	39,832*	39,273*
	4,747	8,295	8,480	8,252	7,316
Menino					
Y1	7,190	13,770	28,330*	29,714*	33,013*
	4,876	7,090	7,317	6,589	6,832
Y2	13,861*	19,306*	36,445*	39,998*	32,604*
	5,417	7,542	5,066	7,707	7,874
Y3	10,763*	39,929*	32,853*	36,052*	22,916*
	4,972	7,073	7,558	6,974	7,206

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

APÊNDICE M - EMTT POR SEGMENTAÇÃO DOS DADOS APLICANDO O MODELO IR.

Tabela M.1 – Por tamanho da localidade

	EMTT				
	t1	t2	t3	t4	t5
Localidade com até 15 mil pessoas (agrupei os dois primeiros grupos)					
Y1	-1,212 8,579	28,240 15,040	19,070 17,400	16,690 12,520	25,890* 11,810
Y2	8,269 11,703	40,470 16,890	28,508 21,050	26,090 20,830	34,620 19,550
Y3	-1,823 9,104	16,460 13,850	31,950* 13,100	9,212 14,494	12,530 15,570
Cidade média (de 15 a 100 mil pessoas)					
Y1	-6,806 5,740	-11,670 10,800	11,360 10,48	19,707* 8,993	18,209 9,714
Y2	4,994 6,206	16,370 11,640	27,670* 11,870	42,089* 9,335	34,960* 10,500
Y3	3,047 5,687	9,304 11,196	18,250 10,360	31,787* 8,687	19,733* 9,358
Cidade grande (de 100 mil a 1 milhão de pessoas)					
Y1	7,882 6,382	5,325 11,604	13,320 12,890	17,810* 8,549	24,464* 8,724
Y2	14,28* 7,022	23,760* 11,470	37,330* 11,950	33,890* 10,760	31,497* 9,544
Y3	13,587* 6,783	24,750* 11,310	21,630 12,100	27,750* 11,000	24,653* 9,904
Cidade muito grande (mais do que 1 milhão de pessoas)					
Y1	8,872 10,640	16,650 16,520	-34,870 45,090	33,860 18,890	27,550 25,770
Y2	24,190* 10,690	35,730 18,750	50,800* 25,590	11,750 37,970	65,220* 19,660
Y3	17,249 9,499	31,000 20,070	41,100* 15,250	21,930 20,390	32,980 20,390

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

Tabela M.2 - Por tipo de escola

	EMTT				
	t1	t2	t3	t4	t5
Pública					
Y1	6,030 3,604	16,370* 4,990	25,324* 5,579	22,962* 4,508	26,153* 4,897
Y2	13,947* 4,066	32,020* 5,860	39,336* 6,342	37,431* 5,699	35,545* 5,267
Y3	10,378* 3,702	25,526* 5,359	31,766* 5,436	30,443* 5,0305	24,462* 5,168
Particular					
Y1	2,867 9,031	11,020 16,050	3,201 17,511	-21,470 23,660	27,060 23,810
Y2	12,280 9,527	26,590* 15,300	54,720* 15,540	17,680 18,620	42,580 18,620
Y3	12,140 8,136	24,310 13,540	13,250 17,920	-0,234 16,877	25,210 15,790

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

Tabela M.3 – Por gênero

	EMTT				
	t1	t2	t3	t4	t5
Menina					
Y1	8,689	33,868*	21,503*	24,734*	30,666*
	4,586	7,090	9,433	7,364	7,094
Y2	13,931*	52,520*	46,798*	41,570*	46,522*
	5,398	10,520	9,291	10,000	8,854
Y3	13,335*	48,284*	37,743*	36,778*	38,878*
	4,965	8,693	8,208	9,317	7,879
Menino					
Y1	7,055	10,308	29,286*	29,761*	32,603*
	4,997	7,196	7,896	7,059	7,031
Y2	12,795*	17,865*	36,688*	40,092*	31,893*
	5,679	8,058	8,183	8,069	7,599
Y3	9,989	19,070*	32,793*	32,893*	25,594*
	5,150	7,580	7,017	7,017	7,435

Fonte: elaboração própria. Observação: * é referente a 5% de significância de rejeitar a hipótese nula.

CAPÍTULO 3

DECOMPOSIÇÃO QUANTÍLICA INCONDICIONAL DOS DIFERENCIAIS DE DESEMPENHO ENTRE OS GÊNEROS

1. INTRODUÇÃO

Meninos e meninas diferem em seus aspectos intelectuais, se sim, de que forma? Essas questões levantam um debate considerável. Mas, inicialmente, sabe-se que a equidade educacional é um valor fundamental e princípio orientador da política educacional. Esta não significa que todos os alunos obtenham resultados iguais na educação, mas sim que as diferenças nos resultados dos alunos não estejam relacionadas à sua formação ou a circunstâncias econômicas e sociais (OCDE, 2019). Assim sendo, há um reconhecimento crescente entre organizações internacionais, acadêmicos e formuladores de políticas que sistemas educacionais devem produzir resultados equitativos (UNESCO, 2018).

Através das ondas de avaliações do PISA nota-se, consistentemente, que as meninas superam os meninos em leitura e são superadas, em menor grau, em matemática (OCDE, 2015; OCDE, 2016). As disparidades de gênero no desempenho são questões de suma importância, pois podem ter consequências no longo prazo para meninos e meninas, afetando o futuro profissional (OCDE, 2020). Os meninos que são superados em leitura e não possuem proficiência básica em leitura podem enfrentar sérios problemas em sua formação, no mercado de trabalho e na vida cotidiana. Já as meninas que são superadas em matemática e, por vezes, em ciências acabam por ser sub-representadas em áreas como STEM (*Science, Technology, Engineering, and Mathematics*) o que pode explicar a lacuna de gênero existente em carreiras voltadas para os campos de ciências, tecnologia, engenharia e matemática – que atualmente estão entre as ocupações mais bem remuneradas.

Os debates científicos em torno da desigualdade de gênero na educação, indicam, consensualmente, a existência da lacuna. Entretanto, a direção dessa desigualdade ainda é turva, no sentido de que, não se sabe ao certo quem está sendo mais prejudicado, se são os meninos ou as meninas. Levando em conta as disciplinas mais relevantes, as evidências, apontam que meninos superam as meninas em matemática (Munir, Winter-Ebmer, 2018; Gevrek, Neumeier, Gevrek, 2018) e em ciências (Gevrek e Seiberlich, 2014; Pope e Sydnor, 2010), todavia, as meninas podem superar os meninos nestas disciplinas (Nollenenberger e Rodríguez-Planas, 2017 e Eriksson, Björnstjerna e Vartanova, 2020). Já em leitura, as

evidências, em sua maioria, apontam que meninas superam os meninos (Le e Nguyen, 2018; Thillman e Comin, 2019), mas, novamente, isso pode se reverter.

Outro problema recorrente nos debates é da magnitude da desigualdade, que pode ter diferentes tamanhos ao considerar níveis de performances distintos, isso ocorre devido esta não ser homogênea na distribuição das performances. O grau de desigualdade entre os gêneros muda de acordo com o desempenho considerado (Gevrek e Seiberlich, 2014), que pode ser menor ao considerar as melhores performances (Gevrek, Neumeier e Gevrek, 2018). Entretanto, pode ser maior ao considerar as melhores performances (Munir, Winter-Ebmer, 2018). Desse modo, essa questão de variação não é um problema apenas das melhores performances, mas também das menores (Di Tommaso, Mendolia e Contini, 2016). É de suma importância saber em que nível de performance está o problema, pois será mais fácil e rápido adequar ou elaborar a política educacional para sanar as desigualdades.

No entanto, a magnitude, a difusão e o significado prático da diferença de gênero no desempenho dos estudantes variam entre países (OCDE, 2020). Para se ter uma noção, através dos resultados apresentados pela a OCDE em 2019, no Brasil, as meninas superam os meninos em leitura em 26 pontos, enquanto, na OCDE essa média passa a ser de 30 pontos. Em matemática, no Brasil, os meninos superam as meninas em 9 pontos, já na OCDE essa diferença é de apenas 5 pontos. Por fim, em ciências no Brasil, meninas e meninos apresentaram resultados semelhantes, ao passo que, na OCDE, a diferença é de 2 pontos a favor dos meninos. Em síntese, nota-se que os resultados no Brasil e na OCDE são bem diferentes nas três disciplinas analisadas.

A literatura tenta explicar as lacunas nas performances entre os gêneros e, para isso, se apropria de várias explicações. Uma que é bastante utilizada é o poder da cultura (Guimarães e Sampaio, 2008; Guiso, 2008) que, neste caso, a disparidade estaria ligada aos estereótipos culturais que estabelecem a imagem preconcebida de que “matemática é para os meninos” e “leitura para as meninas”. Já outras são voltadas para as características estudantis (Tillman e Comin, 2019) e escolares (Gevrek e Seiberlich, 2014), habilidades cognitivas pré-escolares (Le e Nguyen, 2018), mercado de trabalho e formação familiar (Bertocchi e Bozzano, 2019).

Levando em conta os problemas documentados e os estudos supracitados, este capítulo busca contribuir com a literatura da área ao analisar a diferença de desempenho entre alunos e alunas e os fatores que causam essa diferença. Isso será realizado em diferentes níveis de performances para o Brasil e para a OCDE em matemática, em ciências e em leitura

no PISA 2018. Esta análise não se dará apenas dentro dos dois grupos, mas também no comparativo entre eles.

Embora haja uma rica literatura sobre as disparidades entre os gêneros, não há estudos que comparam a desigualdade de gênero no Brasil com a da OCDE. Assim sendo, além de apresentar novas evidências para a desigualdade de desempenho entre os gêneros, este estudo tenta inovar ao utilizar uma nova metodologia proposta por Firpo, Fortin e Lemieux (2018). O qual é uma atualização da técnica de Firpo, Fortin e Lemieux (2007) que permite não apenas interpretar as estimativas como impacto marginal da variável explicada sobre a variável dependente, mas também apresenta o vetor de variáveis que afeta cada efeito e erro. Além disso, esta técnica gera um contrafactual em comparação com os grupos estudados, na tentativa de elucidar a desigualdade ao entrelaçar as características de um dos grupos, com as estimativas do outro grupo.

Além desta introdução, tem-se as seguintes seções: a revisão de literatura, o método de decomposição de Firpo, Fortin e Lemieux (2018), as estimativas do modelo e, por fim, as conclusões.

2. REVISÃO DE LITERATURA

Há uma extensa literatura sobre a equidade educacional com foco nas diferenças de performance entre os gêneros. Apesar dos contextos, amostras e técnicas empregadas, as evidências empíricas, em sua maioria, vêm mostrando que os meninos têm melhores desempenhos que as meninas em matemática e pior em leitura (Pope e Sydnor 2010; Stoet e Geary, 2013; Munir e Winter-Ebmer, 2018; Le e Nguyen, 2018; Tillmann e Comin, 2019). Contudo, meninas podem ter desempenho melhores que meninos em matemática (Eriksson, Björnstjerna e Vartanova, 2020). Já em ciências, os estudos, em sua maioria, novamente, indicam que os meninos apresentam desempenho superior aos das meninas (Halpern, 2007; Pope e Sydnor, 2010). Todavia, meninas podem superar os meninos em ciências (Gevrek e Seiberlick, 2014; Nollenberger e Rodríguez-Planas, 2017).

Ao analisarem o desempenho em matemática e leitura de 75 países com dados do PISA, Stoet e Geary (2013) observaram que os meninos superaram as meninas em matemática, mas são superados em leitura. Relatam que a diferença entre os gêneros na leitura é três vezes maior que na matemática. Entretanto, seus achados não foram homogêneos, pois variam entre as nações. A saber, em matemática houve países que não tiveram diferença entre os sexos e, em alguns países, os meninos são superados pelas meninas. Paradoxalmente,

encontraram que as lacunas entre os gêneros em matemática são inversamente, consistentemente e fortemente correlacionadas com as diferenças de sexo na leitura: países que tinham maior (menor) diferença em matemática entre meninos e meninas apresentaram menor (maior) lacuna em leitura. Além de que, demonstraram que isso não foi apenas um efeito entre as nações, mas também um efeito dentro das nações. Por fim, encontraram evidências de que as desigualdades entre os sexos estão ligadas aos indicadores de igualdade de gênero das nações.

Para analisar o *gap* de desempenho entre os gêneros em 56 países, Gevrek (2018) utiliza a decomposição semiparamétrica de Oaxaca-Blinder (OB) em cada país individualmente e analisa se os componentes de decomposição do *gap* são sistematicamente relacionados às medidas de desigualdade de gênero. Os seus achados indicaram que a parte não observável explica parte da lacuna entre homens e mulheres, já a parte explicável foi estatisticamente insignificante. Além disso, relataram que em países com mais igualdade de gênero, a diferença da parte inexplicável que favorece os meninos parece menor. Outros achados foram que a parte inexplicável do hiato e a desigualdade social entre os sexos varia ao longo da distribuição da pontuação dos testes. Desse modo, esta relação tende a se tornar menos pronunciada na extremidade superior da distribuição.

Para entender a desigualdade em uma série de países, Munir e Winter-Ebmer (2018) utilizaram a técnica de decomposição de Juhn, Murphy e Pierce (1993). Em seus achados os meninos apresentaram melhores desempenhos em matemática do que as meninas, ao passo que, em leitura essa relação se inverte. Além disso, relatam que em matemática, à medida que se compara as melhores performances, a desvantagem das meninas é maior. Assim sendo, parte deste aumento da desigualdade é explicado por uma tendência crescente nas dotações produtivas e na produtividade de aprendizagem, embora a maior parte da diferença permaneça inexplicável. Por fim, indicam que o nível geral de igualdade entre os gêneros dos países é significativo para explicar a desvantagem das meninas.

A diferença entre os gêneros nas performances em leitura e matemática na Turquia é analisada por Gevrek e Seiberlich (2014) a partir da decomposição semiparamétrica do método Oaxaca-Blinder. Essa técnica relaxa as suposições paramétricas da decomposição OB padrão, o que permite explorar a lacuna na pontuação do teste de gênero não apenas na média, mas também em toda a distribuição das pontuações dos testes. As evidências apontam que as meninas superam os meninos em ciências, enquanto a diferença em matemática é estatisticamente insignificante. A característica observável mais importante para explicar a

lacuna são as características da escola. Por fim, relatam que o grau de desigualdade entre os gêneros muda de acordo com o desempenho considerado.

Para averiguar a evolução da lacuna entre a 1.^{o16} e 7.^{o17} grade, Le e Nguyen (2018) utilizam um banco de dados na forma de painel e estima por regressões quantílicas incondicionais e decomposições FIR. Os achados indicam que as meninas se destacam nas grades superiores em matérias que não sejam a disciplina de matemática, enquanto, os meninos superam as meninas em numeracia em todas as grades, seja na média ou na distribuição da pontuação dos testes. Assim sendo, a lacuna entre os gêneros aumenta à medida que se avança na escolaridade. Outro achado importante é que habilidades cognitivas pré-escolares podem explicar em parte as diferenças no desempenho acadêmico.

Em um estudo voltado para a primeira infância, Fryer e Levitt (2010) documentaram e analisaram o surgimento de uma lacuna substancial entre os gêneros nos anos iniciais de estudo. Para isto, os dados foram agrupados em forma de painel, que são recentes e nacionalmente representativos de crianças dos Estados Unidos. Segundo os autores, no ingresso dos estudantes na escola não há *gap* entre meninos e meninas, no entanto, nos primeiros seis anos de escola as meninas perdem mais de dois décimos nas performances em relação aos meninos. Outros achados dos autores é que há disparidade entre os sexos em todos os extratos da sociedade. Assim sendo, indicam uma ampla gama de explicações possíveis nos dados dos Estados Unidos para essa questão, a saber, menor investimento das meninas em matemática, baixa expectativa dos pais e testes tendenciosos. Todavia, encontraram poucas evidências que corroborem com estes fatos. Já nas comparações entre países, os autores indicam que a relação da lacuna entre os sexos e com o nível de igualdade social são sensíveis à inclusão de países muçulmanos, pois apesar das mulheres terem um baixo *status* social, há pouca ou nenhuma diferença entre os gêneros em matemática.

A diferença em matemática entre meninos e meninas na Itália é analisada por Di Tommaso, Mendolia e Contini (2016) para diferentes níveis de estudo, a saber, para as grades 2.^{o18}, 5.^{o19}, 6.^{o20}, 8.^{o21} e 10.^{o22}. Para tanto, inicialmente, estudaram a magnitude das diferenças entre os gêneros usando regressões OLS (*Ordinary Least Squares*) e modelos de efeitos fixos da escola para cada grade separadamente. Através dos achados as meninas têm performances

¹⁶ Referente ao segundo ano do ensino fundamental no Brasil.

¹⁷ Referente ao oitavo ano do ensino fundamental no Brasil.

¹⁸ Referente ao terceiro ano do ensino fundamental no Brasil.

¹⁹ Referente ao sexto ano do ensino fundamental no Brasil.

²⁰ Referente ao sétimo ano do ensino fundamental do Brasil.

²¹ Referente ao nono ano do ensino fundamental no Brasil.

²² Referente ao segundo ano do ensino médio no Brasil.

inferiores ao dos meninos, mesmo após o controle de um conjunto de características individuais e familiares. Além disso, à medida que a criança evolui na idade, a diferença no desempenho entre os gêneros aumenta. Em seguida, os autores estudaram a desigualdade de gênero educacional ao longo de desempenhos diferentes nos testes, para isso, foi utilizado regressões quantílicas e um método sem métrica. Assim sendo, os autores relatam que nas menores performances a diferença entre as notas de matemática é menor, enquanto, é maior nas performances superiores. Por fim, utilizaram modelos dinâmicos para relacionar o desempenho em duas avaliações consecutivas. Devido à falta de dados longitudinais usaram uma técnica de pseudo painel. Desse modo, relataram que as pontuações médias das meninas são inferiores às dos meninos em todos os anos escolares, mesmo condicionando a pontuações anteriores.

Anghel, Rodríguez-Planas e Sanz-de-Galdeano (2019) estudaram o *gap* entre o desempenho dos gêneros, no qual, exploraram tanto a variação entre países e dentro dos países. Para tanto, analisaram cinco ondas diferentes dos dados do PISA, a saber, de 2003 a 2015. Seus achados indicam uma associação positiva na lacuna entre os gêneros nas pontuações de matemática (que em média favorece os meninos). Além disso, indicam que diferentes medidas de igualdade de gênero e o desempenho das meninas em matemática não estão relacionadas. Isto foi possível devido controlarem a heterogeneidade não observada do país que é invariante no tempo. O que contrasta com o achado de Guiso *et al.* (2008). Em contrapartida, os achados dos autores indicam que as diferenças entre os gêneros em matemática nos países da OCDE estão fortemente ligadas a medidas gerais das desigualdades sociais, no qual, não são diretamente focadas no gênero. Já ao estudarem países não pertencentes à OCDE, encontraram que quanto maior a perspectiva de mulheres estarem no mercado de trabalho, maior será o desempenho feminino em matemática. Para leitura relatam resultados semelhantes, sugerindo que, em países não pertencentes à OCDE, a acumulação de capital humano das mulheres (em relação à dos homens) é afetada por suas perspectivas no mercado de trabalho.

Em função do crescente corpo de contribuições em economia que se concentra na desigualdade de gênero na educação em diferentes períodos temporais e entre nações, Bertocchi e Bozzano (2019), estudaram, inicialmente, o período entre 1850 a 1940 para analisar os fatores determinantes e a evolução destes na educação feminina. A seguir, o foco da pesquisa foi de 1950 até os dias atuais, no qual, documentaram os determinantes contemporâneos da desigualdade social entre os gêneros. Assim sendo, os autores, em síntese, indicam que os fatores determinantes do *gap* de gênero na educação estão ligados à

perspectiva histórica, ao mercado de trabalho, à formação familiar, aos elementos psicológicos e às normas culturais da sociedade. Em fechamento, relatam que o notável crescimento das meninas na educação não se propagou em sua totalidade a outras áreas em que as mulheres ainda são discriminadas, por exemplo, o mercado de trabalho, a sua posição dentro de casa e a sua realização na área política.

A partir da análise das disparidades entre meninas e meninos nas pontuações de testes padronizados em diferentes estados e divisões censitárias nos Estados Unidos, Pope e Sydnor (2010) observaram que nos diferentes estados e divisões do país há alguns padrões comuns na desigualdade de gênero educacional. Além disso, encontraram que em algumas regiões meninas e meninos têm pontuações médias nos testes, aproximadamente, equivalentes. No entanto, ao considerarem as melhores performances em matemática e ciências verificaram uma maior concentração de homens, ao passo que em leitura têm-se uma super representação das mulheres. Além disso, encontraram que estados com proporções altamente desiguais a favor dos meninos em matemática e ciências tendem a ter proporções substancialmente desiguais a favor das meninas em leitura. Assim sendo, segundo os autores é mais provável que as disparidades de desempenho entre os gêneros decorram de estereótipos pré-estabelecidos do que de uma política de melhoramento do desempenho de um dos gêneros. Por fim, indicam que as disparidades entre os gêneros são uma questão ambiental, ao invés de diferenças nas habilidades inatas entre os gêneros.

Breda, Jouini e Napp (2018) estudaram se os processos que transformam diferenças de *status* em diferenças de desempenho dependem do grau de igualdade de gêneros nos países. Segundo os autores nos países desenvolvidos, apesar das diferenças de gênero no desempenho médio em matemática serem próximos de zero, as mulheres ainda estão fortemente sub-representadas entre as melhores performances. Ao utilizarem cinco ondas sucessivas do PISA, verificaram que essa sub-representação é mais grave em países mais desiguais. Relatam que esse tipo de relacionamento vale para uma ampla gama de desigualdades sociais que não necessariamente estejam ligadas ao gênero. Por fim, encontraram relações semelhantes em ciências e leitura.

Com microdados de 19 países africanos, Dickerson, McIntosh e Valente (2015) documentaram que há diferenças significativas em matemática a favor das crianças do sexo masculino no ensino fundamental na África. Segundo os autores a desigualdade entre os gêneros no desempenho acadêmico pode ser explicada pelo ambiente doméstico, qualidade da escola ou pela discriminação de gênero dentro da escola. Além disso, relatam que as disparidades de gênero variam amplamente com as características das regiões nos quais os

alunos vivem, e essas características regionais são mais preditivas da diferença de gênero do que a educação dos pais e as características da escola, incluindo o sexo dos professores. Por fim, os autores ao estudarem as diferenças no nível dos países, verificaram que quase metade da variação das disparidades de gênero na educação são explicadas pela taxa de fecundidade.

Machin e Pekkarinen (2008) investigaram se o fenômeno de “maior variância” é uma caracterização precisa do desempenho educacional dos meninos em relação ao das meninas em uma amostra mais ampla de países. Assim sendo, documentaram uma variação maior nos resultados dos meninos quando comparado com o das meninas nos testes de matemática e leitura na maioria dos países da OCDE. Essa diferença de variância é maior nos países com melhores desempenhos na pontuação do teste. Segundo os autores, as diferenças entre os sexos na média indicam que meninos são melhores em matemática, ao passo que, meninas são melhores em leitura. Desse modo, a maior razão de variância entre os gêneros em matemática decorre devido a maior representação de meninos na parte superior da distribuição (melhores performances), enquanto, a maior variação em leitura decorre devido a maior representação de meninos nos quantis inferiores da distribuição (piores performances). Portanto, os resultados dos testes são um fenômeno internacional e que emergem em diferentes contextos institucionais. Segundo os autores estes resultados são importantes devido a matemática e a leitura demonstrarem ser importantes para o sucesso posterior na vida. Além disso, essas diferentes variações têm importância nas implicações econômicas e sociais.

Há alguma importância biológica e explicações culturais sobre as disparidades de gêneros em países? Na tentativa de responder esse questionamento, Guiso *et al.* (2008) utilizaram dados do PISA de 2003. Para tanto, inicialmente, documentaram que, em média, em matemática os meninos se saem melhor, enquanto, em leitura as meninas se saem melhor. Além disso, verificaram uma relação positiva entre igualdade de gênero e lacuna de gênero em matemática. Outros achados dos autores indicam que a diferença de matemática *versus* leitura e de aritmética *versus* geometria não são eliminados em países mais iguais. Por outro lado, a performance inferior das meninas em matemática, em relação aos meninos, é eliminada em culturas mais igualitárias. Em síntese, em sociedades com mais igualdade de gênero, as meninas apresentam desempenho tão bom quanto o dos meninos em matemática e muito melhor do que eles em leitura.

Eriksson, Björnstjerna e Vartanova (2020) analisam a relação entre as diferenças de gênero e os níveis de valores igualitários de países, controlando os níveis de padrão de vida dos países e os indicadores de igualdade de gênero nas oportunidades. Para tanto, utilizaram

dados do PISA e TIMSS (Trends in International Mathematics and Science Study). Os autores constataram que países mais igualitários no quesito de gênero estão ligados a melhores desempenhos de meninos em relação a meninas. Assim sendo, verificaram que esse padrão é observado na leitura, em que os meninos em todo o mundo apresentam desempenho substancialmente pior do que as meninas, bem como em matemática e ciências, onde as diferenças de gênero no desempenho são pequenas e podem favorecer tanto meninos como meninas. Por fim, relatam que anteriormente o papel dos valores culturais foram subestimados na moderação das disparidades de gênero na performance acadêmica.

Um estudo que segue uma linha semelhante ao acima citado, foi o de Nollenberger, Rodríguez-Planas e Sevilla (2016) que analisaram o papel das atitudes culturais das mulheres imigrantes sobre a determinação do *gap* de gênero na educação matemática dentro do país imigrado. Assim sendo, encontraram que a lacuna de gênero é explicada por medidas de igualdade de gênero no país de origem dos pais. Além disso, constataram que quanto maior o grau de igualdade de gênero no país de ancestralidade, maior o desempenho de meninas imigrantes de segunda geração em relação aos meninos.

Apesar dos trabalhos e achados citados acima sobre o desempenho de estudantes em testes de ciências, há poucos estudos sobre essa questão, tanto no âmbito nacional como internacional. Segundo Nollenberg e Rodriguez-Planas (2007) a maioria das pesquisas sobre as lacunas de gênero em ciências são voltadas para explicar o *gap* entre gêneros na obtenção de um curso superior na área de ciências (ver, Turner e Bowen, 1999; Carrel, Page e West, 2009). Em um estudo recente Quinn e Cooc (2015) estudaram o quão grande é a disparidade de gênero, raça/etnia em ciências na 3^o²³ e 8^o²⁴ grade. Encontraram que há disparidade entre os gêneros nas grades consideradas. Além disso, relatam que na oitava grade há redução da desigualdade de gênero em ciência quando comparando a terceira .

Em relação à literatura brasileira, Arruda (2002) investigou como se dá às diferenças de resultados escolares entre meninos e meninas na 8.^a²⁵ série do ensino fundamental em matemática e ciências. Para isto, aplicaram um método de análise hierárquica sobre dados do SAEB (Sistema de Avaliação da Educação Básica) de 1999. Seus achados indicam que o problema de disparidade de desempenho entre os gêneros é devido a diferenças sociais. Segundo eles este problema social ocorre nas escolas que atendem as classes menos favorecidas, no qual, a maioria das meninas permanecem na escola, ao passo que, apenas os

²³ Referente ao quarto ano do ensino fundamental no Brasil.

²⁴ Referente ao 9º ano do ensino fundamental no Brasil

²⁵ Referente, atualmente, ao nono ano do ensino fundamental brasileiro.

bons alunos prosseguem seus estudos, pois os demais alunos homens partem precocemente para o mercado de trabalho.

Com uma abordagem semelhante ao estudo citado acima, mas voltado para o ensino médio, Andrade, Franco e Carvalho (2003) investigaram a desigualdade de gênero na educação do ensino médio em matemática. Os dados utilizados são do SAEB de 1999 e a técnica utilizada foi a abordagem de modelos hierárquicos lineares. Através de seus achados indicaram que os desempenhos dos meninos em matemática foram superiores ao das meninas ao considerarem a mesma escola e, além disso, documentaram que as diferenças de gênero ocorrem também entre escolas. Os autores relatam que nas escolas em que o nível socioeconômico do corpo discente é mais alto e nas de bom clima acadêmico a diferença é ínfima, ao passo, que ocorre o oposto em escolas com corpo discente de nível socioeconômico baixo e com clima desfavorável.

Carvalho (2012) buscou teses e dissertações brasileiras sobre as diferenças de desempenho acadêmico entre os gêneros, com isso, encontraram 71 estudos, dos quais, 21 foram selecionados por serem considerados mais relevantes. Desse modo, Carvalho (2012) verificou que há grande diversidade de universos investigados, no entanto, há poucos estudos de crianças dos setores médios e das escolas particulares. Esse grupo social foi estudado apenas em alguns estudos do ensino médio ou superior. Os achados do autor indicam que há homogeneidade na cultura escolar, em especial no ensino fundamental, e que as diferenças de comportamento entre meninos e meninas se dá devido a diferenças na socialização familiar.

Analisando os resultados de matemática, Cardoso e Santos (2014) estudaram como se dá às relações entre os gêneros no ensino matemático nas séries iniciais do ensino fundamental e quais as suas implicações. Em seus achados os autores relatam a influência da cultura sobre a performance estudantil e, para tanto, utilizam ditos construídos socialmente como “cálculos são para meninos” e “leitura são para as meninas”. Além disso, indicam que, em matemática, os meninos participam mais das aulas e que as professoras os incentivam mais a participarem nesta disciplina.

Tillmann e Comin (2019) estudaram os determinantes associados à desigualdade de gênero no desempenho acadêmico de estudantes do 5º e 9º ano no Brasil em matemática e português. Para tanto, exploraram as características dos estudantes, dos professores e das escolas na utilização de dois tipos de decomposição, a saber, uma explora a performance média e a outra explora todos os quantis da distribuição (da pior à melhor performance). Segundo os autores, a função de produção dos meninos e meninas é bem diferente. Além disso, apesar dos gêneros terem características familiares e socioeconômicas semelhantes, o

principal fator para as diferenças nas performances são os retornos dessas características. O que, portanto, reduz o impacto do papel dos professores e da escola na redução das disparidades.

Ao estudarem a igualdade de gênero no ensino médio, Oliveira, Unbehaum e Gava (2019) focaram na inclusão das mulheres nas áreas de ciências, tecnologia, engenharias e matemática (STEM). Os achados dos autores indicam que, nos anos recentes, o Brasil tem apresentado diversas iniciativas que incentivam o acesso das mulheres às áreas de exatas. Por fim, documentam que o conhecimento de estudos internacionais pode ajudar a enfrentar a desigualdade de gênero.

Dessa forma, diante da discussão apresentada nesta seção, observa-se que as pesquisas sobre as diferenças de performance entre meninos e meninas, em sua maioria, convergem para a disparidade entre os gêneros.

3. DADOS E ESTRATÉGIA EMPÍRICA

A primeira parte desta seção apresenta a base de dados, a segunda, as variáveis utilizadas e a terceira a estratégia empírica empregada.

3.1 Dados

O presente estudo faz uso da base de dados do PISA 2018 para analisar se existe diferença de desempenho entre os gêneros para o Brasil e para a OCDE. O PISA consiste em um programa de avaliação das habilidades cognitivas dos estudantes nas disciplinas matemática, leitura e ciências, que é realizada nos países pertencentes à OCDE e em economias parceiras. Este, é realizado a cada três anos, sendo que a cada ciclo uma das áreas cognitivas é o foco principal da avaliação. Em 2018, a competência escolhida foi a de leitura. O público-alvo do PISA são estudantes entre 15 anos e dois meses e 16 anos e três meses, isso, no momento da aplicação dos testes.

O PISA segue um projeto de amostragem de dois estágios estratificados. Escolas com alunos eletivos são selecionadas como a primeira unidade do estágio. No segundo estágio, os alunos são selecionados aleatoriamente com igual probabilidade entre as escolas.

A base final é composta por 157,730 estudantes de 77 países diferentes. A análise é realizada para o desempenho em matemática, leitura e ciências (tomou-se o primeiro valor plausível para cada disciplina, que é disponibilizado pelo PISA). Vale ressaltar que a amostra

é composta apenas por estudantes que possuíam informações para todas as variáveis que serão utilizadas nas decomposições.

3.2 Variáveis do modelo

Para selecionar as variáveis utilizadas, descritas no quadro 3, foi tomado como base a ampla literatura disponível sobre as lacunas no desempenho escolar entre os gêneros. Especificamente, tomou-se a essência das variáveis utilizadas nos estudos de Munir e Winter-Ebmer (2018), Gevrek, Neumeier e Gevrek (2018) e Gevrek e Saiberlich (2014). As variáveis selecionadas são relacionadas ao desempenho, as características individuais, as características familiares e a escola. Apesar da literatura, variáveis foram criadas na tentativa de maximizar o uso da base de dados para clarear onde se encontra a desigualdade. Assim sendo, são voltadas para o nível do aluno (*iii*, *motv*) e para o nível da escola (*efi*, *efi*, *eaje*, *icefd*, *itl1* e *iaje*). Nas demais variáveis seguiu a linha da literatura. Por fim, foram utilizadas algumas variáveis disponibilizadas pelo próprio PISA 2018, a saber, são *effort1*, *hisei*, *escs* e *weath*.

Quadro 3 - Variáveis do modelo.

Referentes ao aluno	
<i>pv1math</i>	Valor plausível da nota de Matemática.
<i>pv1scie</i>	Valor plausível da nota de Ciências.
<i>pv1read</i>	Valor plausível da nota de Leitura.
<i>age</i>	Idade.
<i>grade8</i>	1 se cursa a grade 8 ou inferior, 0 caso contrário.
<i>grade9</i>	1 se cursa a grade 9, 0 caso contrário.
<i>grade10</i>	1 se cursa a grade 10, 0 caso contrário.
<i>grade11</i>	1 se cursa a grade 11, 0 caso contrário.
<i>gênero</i>	1 se é do sexo masculino, 0 caso contrário.
<i>edm1</i>	1 se a mãe possui ensino primário, 0 caso contrário.
<i>edm2</i>	1 se a mãe possui ensino secundário, 0 caso contrário.
<i>edp1</i>	1 se o pai possui ensino primário, 0 caso contrário.
<i>edp2</i>	1 se o pai possui ensino secundário, 0 caso contrário.
<i>livro10</i>	1 se possui de 0 a 10 livros em casa, 0 caso contrário.
<i>livro25</i>	1 se possui de 11 a 25 livros em casa, 0 caso contrário.
<i>livro100</i>	1 se possui de 25 a 100 livros em casa, 0 caso contrário.
<i>livro101</i>	1 se possui mais de 100 livros em casa, 0 caso contrário.
<i>pns</i>	1 se o teste é o mesmo do país de nascimento, 0 caso contrário.
<i>lfc</i>	1 se a língua falada em casa é a mesma do teste, 0 caso contrário.
<i>rep</i>	1 se repetiu alguma vez a grade, 0 caso contrário.
<i>motv</i>	Índice de motivação de trabalho e carreira é construído com as seguintes três perguntas: 1) Se esforça na escola me ajudará a conseguir um bom emprego? 2) Se esforçar na escola me ajudará a entrar em uma boa faculdade? e 3) Se esforçar na escola é importante? O aluno responde se concorda plenamente, se concorda, se discorda ou se discorda plenamente.

Quadro continua abaixo.

Continuação do quadro 3

<i>iii</i>	Índice de instrução de internet é construído a partir de questionamentos sobre o que foi ensinado na escola: 1) Como usar a palavra-chave ao usar os mecanismos de pesquisas como o Google, Yahoo? 2) Como decidir se deve ou não confiar nas afirmações da internet? 3) Como comparar diferentes páginas da web e decidir quais informações são mais relevantes para o trabalho escolar? 4) Como entender as consequências de tornar público informações como no Facebook, Instagram? 5) como usar a breve descrição abaixo dos links na lista de resultados de uma pesquisa? 6) Como detectar se a informações é subjetiva? 7) Como detectar se o e-mail é phishing ou spam? Os alunos devem responder que sim ou que não.
<i>effort1</i> ²⁶	Quanto esforço o aluno colocou no teste.
<i>hisei</i> ²⁷	Índice do mais alto <i>status</i> ocupacional parental.
<i>escs</i> ²⁸	Índice do mais alto grau econômico, social e cultural.
<i>wealth</i> ²⁹	Riqueza da família.
Variáveis referente à escola	
<i>qac</i>	Quantidade de alunos por classe.
<i>tev</i>	Taxa de evasão escolar.
<i>stratio</i> ³⁰	Razão da quantidade de estudantes pela quantidade de professores.
<i>proatce</i> ³¹	Índice de professores totalmente certificados.
<i>epub</i>	1 se a escola é pública, 0 caso contrário.
<i>efi</i>	Índice que mede se a escola fornece instruções inadequadas. Os diretores respondem perguntas referentes a escola, quais sejam, 1) Faltam professores? 2) Inadequado ou pouco adequado o corpo docente? 3) Falta de pessoal auxiliar? 4) Inadequada ou pouco qualificada equipe auxiliar? 5) Falta de material educacional? 6) Material educacional inadequado ou de baixa qualidade? 7) Falta de infraestrutura física? 8) Falta de salas adequadas? Os diretores devem responder sim ou não.
<i>eaf</i>	Índice que mede se o aprendizado escolar é afetado por algum dos seguintes fenômenos: 1) Evasão escolar? 2) Alunos faltam às aulas? 3) Alunos não respeitam os professores 4) Estudantes usam álcool ou drogas ilegais? 5) Os alunos intimidam outros alunos? 6) Há alunos que não estejam atentos? 7) professores que não estão disponíveis para tirar dúvidas individualmente? 8) Ausência de professores? 9) Equipe que resiste a mudanças? 10) Professores sendo muito rigorosos com os alunos? Os diretores respondem de modo nenhum, muito pouco, até certo ponto ou muito.
<i>tge</i>	Total de garotas na escola.

Quadro continua abaixo.

²⁶ *Effort1* é a medida do esforço do aluno, este no momento de responder o questionário indica o quanto se esforçou no momento de realização do teste. Podendo variar de 1 a 10.

²⁷ O índice é formado através das repostas sobre as ocupações dos pais, assim sendo, as respostas são codificadas conforme a classificação de quatro dígitos da *International Standard Classification of Occupations (ISCO)*, cujos os valores são mapeados em uma escala de intervalo assumido – a *International Socio-Economic Index (ISEI)* do status ocupacional que está sendo desenvolvida como uma escala que é refletida do *status* socio-educacional.

²⁸ É uma pontuação composta derivada de três componentes principais, a saber, educação dos pais, maior *status* educacional dos pais e posses em casa.

²⁹ É uma pontuação baseada no dimensionamento do TRI (Teoria de Resposta ao Item). Esta pontuação toma por base os seguintes questionamentos: Se há sala sua para estudos, se há um *link* de internet, se há televisões, se há carros, se há quartos com banheira ou chuveiro, se há computadores e se há tablets. Para mais informações sobre o dimensionamento olhar o relatório técnico do PISA 2018.

³⁰ O número de professores em tempo parcial é ponderado em 0,5 e o número de professores em tempo integral é ponderado em 1.

³¹ A proporção de professores totalmente certificados (*proatce*) foi calculada dividindo o número de professores totalmente certificados pelo número total de professores.

Continuação do quadro 3

<i>icefd</i>	Índice da capacidade da escola de usar instrumentos digitais é referente às seguintes perguntas: 1) O número de dispositivos digitais conectados à internet é suficiente? 2) A velocidade da banda de internet da escola é suficiente? 3) O número de dispositivos digitais é suficiente? 4) Os dispositivos digitais da escola são suficientemente poderosos em termos de capacidade digital? 5) A disponibilidade de software é adequado? 6) Os professores têm as habilidades técnicas necessárias e habilidades pedagógicas para integrar os dispositivos digitais na instrução? 7) Os professores têm tempo suficiente para preparar lições integrando dispositivos virtuais? 8) Estão disponíveis para os professores recursos profissionais eficazes para aprender a usar os dispositivos digitais? 9) Há uma plataforma on-line disponível como um suporte eficaz? 10) Há incentivos para os professores integrarem os dispositivos digitais na sua aula? 11) A escola possui assistente técnico suficiente? Os diretores devem responder se concordam plenamente, se concordam, se discordam ou se discordam plenamente.
<i>itll</i>	Índice do tamanho da localidade onde se localiza a escola é referente às seguintes perguntas: 1) Aldeia ou área rural (menos de 3.000)? 2) Uma pequena cidade (3.000 a 15.000)? 3) Cidade média (15.000 a 100.000)? 4) Cidade grande (100.000 a 1.000.000)? 5) Metrópole (com mais de 1.000.000)? Os diretores devem responder sim ou não.
<i>iaje</i>	Índice do grau de ajuda que a escola fornece. É elaborado sobre as seguintes perguntas: 1) Salas onde o aluno pode fazer o dever de casa? 2) Há funcionários que ajudam na lição de casa? 3) Tutorial ponto a ponto? Os diretores responderam se sim ou se não.

Fonte: elaboração própria.

Nota: Os índices são formados a partir das somas das perguntas respondidas positivamente, no qual, recebe valor 1 para as perguntas respondidas positivamente e zero caso contrário, desse modo, soma-se esses valores e encontra-se um indicador. A fórmula utilizada para medição do índice é:

$$\frac{(\text{valor observado para o indicador} - \text{menor valor})}{(\text{maior valor} - \text{menor valor})}$$

3.3 Metodologia

Nesse estudo, serão analisados as diferenças de desempenho entre estudantes do sexo masculino e feminino para o Brasil e para a OCDE, mediante uma análise detalhada dos principais efeitos da distribuição das notas do PISA 2018. Dito isto, o método empregado neste trabalho generaliza a ideia central da decomposição de Oaxaca (1973) e Blinder (1973).

A decomposição Oaxaca Blinder é uma metodologia amplamente utilizada em economia e tem como objetivo analisar as diferenças de resultados entre dois grupos (Blinder, 1973; Oaxaca, 1973). Essas diferenças são caracterizadas como funções de diferenças nas características (efeito composição) e diferenças nos coeficientes associados a essas características (efeito estrutural).

Embora a metodologia original tenha sido criada para analisar as diferenças de resultados na média, a literatura apresenta uma extensão dessa agenda de forma a estender a análise a outras estatísticas distributivas (Fortin, Lemieux e Firpo, 2011). Além disso, sob os pressupostos de independência condicional (ignorabilidade) e sobreposição, o efeito estrutural agregado pode ser identificado e interpretado como efeito de tratamento.

Nesse trabalho, utiliza-se o método desenvolvido por Firpo, Fortin e Lemieux (2018), que utiliza regressões FIR em combinação com uma estratégia ponderada (DiNardo, Fortin e Lemieux 1996) como uma metodologia viável para decompor diferenças nas estatísticas distributivas além da média; também conhecido como decomposição FIR.

Essa metodologia possui três vantagens em comparação com outras estratégias abordadas na literatura, a saber: a simplicidade de sua implementação, a possibilidade de obter contribuições detalhadas individuais de covariáveis na decomposição agregada e na possibilidade de expandir a análise a qualquer estatística para a qual um FIR possa ser definido.

Para descrever essa estratégia, suponha que exista uma função de distribuição conjunta que descreva todos os relacionamentos entre a variável dependente Y , as características exógenas X e a variável categórica T : $F_{Y,X,T}(y_i, x_i, t_i)$. Como existem apenas dois grupos baseados em T , a distribuição de probabilidade conjunta e a função de distribuição cumulativa de Y condicional em T podem ser escritas como:

$$f_{Y,X}^k(y, x) = f_{Y|X}^k(Y|X)f_X^k(x) \quad (1)$$

$$F_Y^k(y) = \int F_{Y|X}^k(Y|X)dF_x^0(x) \quad (2)$$

onde o subscrito k indica que a densidade é condicional em $T = k$ e $k \in [0,1]$. Para analisar as diferenças entre os grupos 0 e 1 para uma dada estatística distributiva v , a distribuição cumulativa de Y pode ser usada para calcular a diferença:

$$\Delta v = v_1 - v_0 = v(F_Y^1) - v(F_Y^0) \quad (3)$$

$$\Delta v = v(\int F_{Y|X}^1(Y|X)dF_x^1(x)) - v(\int F_{Y|X}^0(Y|X)dF_x^0(x)) \quad (4)$$

A partir da equação 4, é fácil ver que diferenças nas estatísticas de interesse Δv , surgirão por causa das diferenças na distribuição de X s ($dF_x^1(x) \neq dF_x^0(x)$) ou devido às diferenças de relacionamento entre Y e X ($F_{Y|X}^1(y|x) \neq F_{Y|X}^0(y|x)$). No contexto da decomposição padrão de OB, isto é equivalente a comparar diferenças nas características médias e diferenças nos coeficientes.

Para identificar quão importante as diferenças nas características (efeito composição) e diferenças nos coeficientes (efeito estrutural ou efeito dos coeficientes) são importantes para explicar a diferença geral na estatística distributiva Δv é necessário criar um cenário contrafactual. Defina a estatística contrafactual v_c da seguinte forma:

$$v_c = v(F_Y^c) = v(\int F_{Y|X}^0(Y|X)dF_X^1(x)) \quad (5)$$

Usando esse contrafactual, a diferença na estatística de distribuição v pode ser desagregada em dois componentes:

$$\Delta v = v_1 - v_c + v_c - v_0, \text{ onde } v_1 - v_c = \Delta v_s \text{ e } v_1 - v_c = \Delta v_x \quad (6)$$

Onde Δv_x reflete a diferença atribuída às diferenças nas características, enquanto

Δv_s refletiria as diferenças atribuídas às relações entre Y e X . A dificuldade é a identificação do contrafactual v_c porque a combinação de características e resultados não são observados nos dados. Com base no artigo de Fortin, Lemieux e Firpo (2011) duas estratégias foram sugeridas para a identificação da estatística contrafactual v_c . A primeira estratégia segue a decomposição OB padrão, usando regressões lineares e suas aproximações para identificar v_c .

Especificamente seguindo a expressão:

$$v(F_Y) + E(RIF(y_i; v(F_Y))) = E(X_i'\beta) + E(\varepsilon_i) = \bar{X}'\beta \quad (7)$$

Assim, pode-se estimar regressões FIR separadas para cada grupo, desse modo, a estatística contrafactual pode ser identificada da seguinte forma:

$$v_1 = E(RIF(y_i; v(F_Y^1))) = \bar{X}^{-1}\hat{\beta}^1 \quad (8.a)$$

$$v_0 = E(RIF(y_i; v(F_Y^0))) = \bar{X}^{-0}\hat{\beta}^0 \quad (8.b)$$

$$v_c = \bar{X}^{-1}\hat{\beta}^0 \quad (8.c)$$

Esta alternativa espelha-se na decomposição OB padrão, onde $\Delta v_x = (\bar{X}^{-1} - \bar{X}^{-0})\hat{\beta}^0$ e $\Delta v_s = \bar{X}^{-1}(\hat{\beta}^1 - \hat{\beta}^0)$. A principal desvantagem dessa estratégia, discutida em Barky *et. al* (2002) no contexto de médias condicionais, é que a estatística contrafactual v_c pode ser especificada incorretamente se o modelo for mal especificado, ou se a aproximação local obtida usando o FIR não puder ser estendida além das extrapolações locais. A alternativa é utilizar uma aproximação de reponderação semiparamétrica, como discutido em Barsky *et al.* (2002) e Di Nardo, Fortin e Lemieux (1996), para identificar a distribuição contrafactual $F_{Y|X}^0(y|x)dF_X^1(x)$ com base nos dados observados. Este procedimento pode ser descrito da seguinte forma.

O problema de se identificar o cenário contrafactual é que não observamos diretamente a distribuição de resultados e características que a distribuição contrafactual $F_{Y|X}^c$ implica (ver equação 5). Contudo, de um ponto de vista abstrato, é possível obter uma aproximação para a distribuição contrafactual, multiplicando a distribuição observada de características $dF_x^0(x)$ com um fator $w(x)$, então se assemelha à distribuição $dF_x^0(x)$:

$$F_Y^c = \int F_{Y|X}^0(Y|X)dF_X^1(X) \neq \int F_{Y|X}^0(Y|X)dF_X^0(X)w(x) \quad (9)$$

Usando a regra de Bayes, o fator de reponderação pode ser identificado como:

$$w(x) = \frac{dF_x^1(x)}{dF_x^0(x)} = \frac{dF_{X|T}^0(X|T=1)}{dF_{X|T}^0(X|T=0)} = \frac{dF_{T|X}(T=1|X)}{dF_{T|X}(T=0|X)} \cdot \frac{dF_T(T=0)}{dF_T(T=1)} = \frac{(1-p)}{p} \cdot \frac{p(T=1|X)}{1-p(T=1|X)} \quad (10)$$

Onde p é a proporção de pessoas no grupo $T=1$ e $P(T=1|X)$ é a probabilidade condicional de alguém com características X pertencer ao grupo 1. Em outras palavras, ao identificar a distribuição contrafactual $F_{Y|X}^c$, pode-se estimar o fator de reponderação $w(x)$ usando métodos paramétricos ou não paramétricos para estimar a probabilidade condicional $P(T=1|X)$. Conforme descrito em Firpo, Fortin e Lemieux (2018), na prática um modelo *logit* ou *probit* pode estimar essa probabilidade condicional.

Uma vez obtidos esses fatores de ponderação, a equação 8.c pode ser estimada como:

$$v_0 = E(RIF(y_i; v(F_Y^c))) = \bar{X}'\hat{\beta}^c \quad (11)$$

e os componentes de decomposição agora são definidos como:

$$\Delta v_x = \bar{X}^{-1}(\hat{\beta}^1 - \hat{\beta}^c) + (\bar{X}^{-1} - \bar{X}^{-c})\hat{\beta}^c + (\bar{X}^{-c} - \bar{X}^{-0})\hat{\beta}^0 + \bar{X}^{-c}(\hat{\beta}^c - \hat{\beta}^0) \quad (12)$$

onde o primeiro, o segundo, o terceiro e o quarto são, respectivamente, Δv_s^p , Δv_s^e , Δv_x^p e Δv_x^e .

Os componentes $\Delta v_s^p + \Delta v_s^e$ correspondem ao efeito estrutural agregado OB, enquanto

$\Delta v_x^p + \Delta v_x^e$ corresponde ao efeito composição agregado. Esses dois componentes podem ser

decompostos em uma estrutura pura (Δv_s^p) e efeito composição puro (Δv_x^p). Além disso, em

mais dois componentes que podem ser usados para avaliar a adequação geral do modelo.

Sendo o primeiro, é a Δv_s^e que é o erro de reponderação usado para avaliar a qualidade da

estratégia de ponderação e espera-se que seja zero em grandes amostras. O segundo é a Δv_x^e

que é o erro de especificação que é usado para avaliar desvios na linearidade na especificação do modelo ou na aproximação FIR. Maiores detalhes podem ser encontrados em Firpo, Fortin e Lemieux (2018).

Como destacado anteriormente, neste estudo serão realizadas decomposição dos diferenciais de desempenho dos participantes no PISA 2018 por tipo de gênero (alunos *versus* alunas) para o Brasil e para a OCDE. As características, X, utilizadas da decomposição são advindas do questionário do PISA.

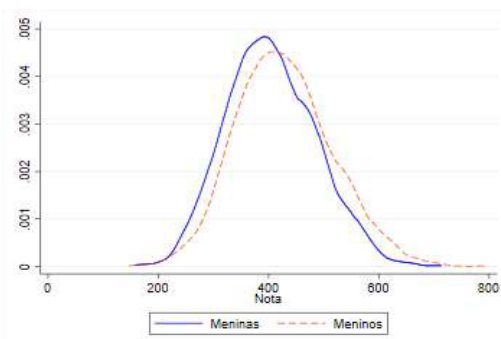
4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Nesta seção apresenta-se a distribuição das notas, o teste de médias e a análise descritiva das variáveis. Em seguida, encontram-se os resultados das decomposições como proposta por Firpo, Fortin e Lemieux (2018).

4.1 Distribuição das notas

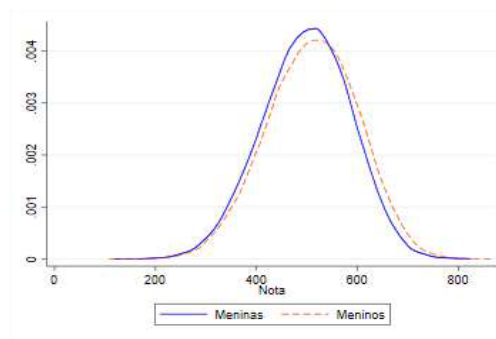
Os gráficos de 3.1 a 3.6 mostram a distribuição das notas dos dados totais, do Brasil e da OCDE nas áreas de matemática, leitura e ciências referentes aos alunos e alunas, representados pelas linhas pontilhadas e contínuas, respectivamente. Note que os alunos em matemática e ciências se encontram mais concentrados para a direita, indicando que os alunos nestas disciplinas apresentam notas maiores que as alunas. Com exceção da OCDE em ciências, onde as meninas predominam em relação aos meninos. Já em leitura as meninas dominam, apresentando notas maiores, desse modo, a linha contínua concentra-se mais à direita.

Gráfico 3.1 - Distribuição das notas de matemática – Brasil



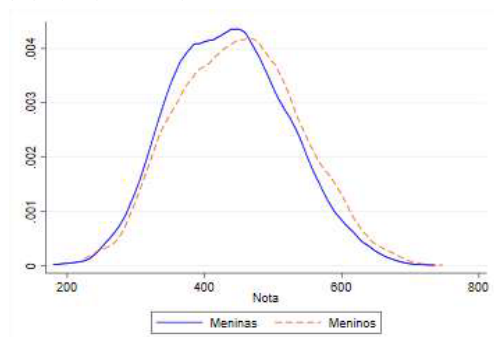
Fonte: Elaboração própria.

Gráfico 3.2 – Distribuição das notas de matemática – OCDE



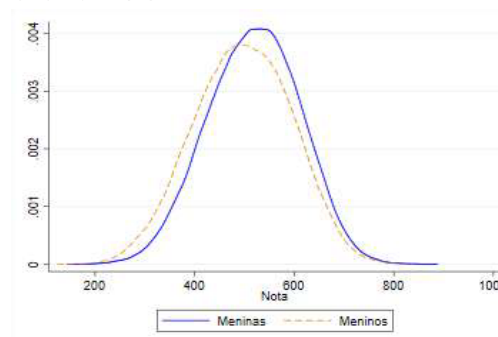
Fonte: Elaboração própria.

Gráfico 3.3 – Distribuição das notas de ciências – Brasil



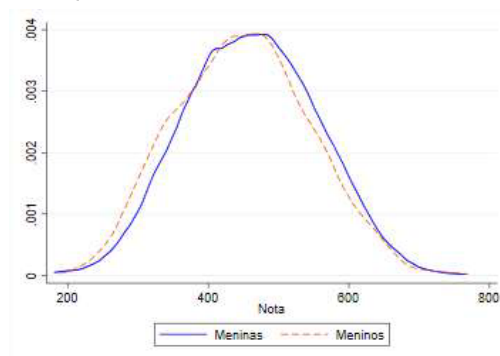
Fonte: elaboração própria.

Gráfico 3.4 – Distribuição das notas de ciências – OCDE



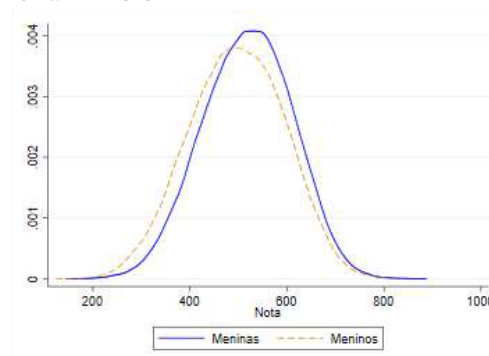
Fonte: elaboração própria.

Gráfico 3.5 – Distribuição das notas de leitura – Brasil



Fonte: elaboração própria.

Gráfico 3.6 – Distribuição das notas de leitura – OCDE



Fonte: elaboração própria.

4.2 Teste na Média

Para reforçar a hipótese de que as notas entre os estudantes do sexo masculino e feminino se diferem, a média das notas do PISA nas provas de matemática, leitura e ciências foram estatisticamente analisadas para o Brasil e para a OCDE. Essa análise consistiu em realizar um teste para observar se a diferença entre as médias das notas é estatisticamente significativa entre os grupos. O resultado do teste bicaudal rejeitou a hipótese de igualdade entre as médias ao nível de 95% para as três matérias analisadas, isso tanto para o Brasil e para a OCDE, como se observa na tabela 3.1.

Tabela 3.1 - Teste de média sobre a nota no PISA

Disciplina		Média	Desvio Padrão	Intervalo de confiança		Estatística t
Brasil						
Matemática	Masculino	428,40	87,27	424,49	432,31	
	Feminino	404,37	80,81	400,96	407,78	
	Diferença	24,03				9,13
Leitura	Masculino	449,03	95,01	444,77	453,28	
	Feminino	461,41	92,92	457,49	465,33	
	Diferença	-12,38				-4,20
Ciências	Masculino	450,57	87,86	446,63	454,50	
	Feminino	436,59	84,29	433,03	440,14	
	Diferença	13,97				5,18
OCDE						
Matemática	Masculino	511,22	90,59	510,57	511,87	
	Feminino	498,80	87,44	498,19	499,41	
	Diferença	12,42				27,35
Leitura	Masculino	496,28	97,68	495,53	497,04	
	Feminino	518,59	92,33	517,90	519,28	
	Diferença	-22,30				-42,85
Ciências	Masculino	508,27	93,27	507,60	508,94	
	Feminino	503,14	88,62	502,52	503,76	
	Diferença	5,12				11,05

Fonte: elaboração própria.

4.3 Estatística descritiva

Na tabela 3.2, para cada gênero, observa-se a média e o desvio padrão das variáveis que serão utilizadas nas decomposições, isso, tanto para o Brasil, quanto para a OCDE.

Da base, 4.078 são estudantes brasileiros, sendo 2.162 meninas e 1.916 meninos. Já os 153.652 restantes são estudantes de países que pertencem à OCDE, disso, 79.027 são meninas e 74.625 meninos.

Analisando-se as notas médias para as disciplinas de matemática, de ciências e de leitura, observa-se que os homens obtêm notas maiores em matemática e ciências e as mulheres em leitura. Isso, tanto no Brasil como nos países pertencentes à OCDE.

A idade não apresentou grande variabilidade, sendo que, a idade média para a OCDE é de 15 anos e 9 meses, já para o Brasil é de 15 anos e 10 meses, isso independentemente do sexo. Ao considerar o ano, os estudantes, independentemente do sexo, estão cursando, em sua maioria, a grade 10.³² na OCDE, já no Brasil estão cursando a grade 11.³³ ou superior.

A quantidade de pais e mães que possuem o ensino primário é ínfima quando comparado a quantidade com ensino secundário. Para se ter noção, as mães das meninas que

³² Grade 10 corresponde no Brasil ao 2º ano do ensino médio.

³³ Grade 11 corresponde no Brasil ao 3º ano do ensino médio.

possuem o ensino primário no Brasil e na OCDE representam, respectivamente, 9,9% e 4,0%. Já as mães das meninas que possuem o ensino secundário no Brasil representam 79,7% e para a OCDE essa estatística chega a 93,1%. Por sua vez, os pais das meninas que têm ensino primário na OCDE representam 4,3% e no Brasil chega-se a 13,5%. Já passando para o ensino secundário, a quantidade de pais das meninas que possuem o secundário no Brasil são cerca de 72,1%, já na OCDE chega-se a 91%. Além disso, os pais e mães dos meninos apresentam características semelhantes às das meninas, a saber, mães de meninos que possuem o ensino primário no Brasil e na OCDE representam, respectivamente, 10,5% e 3,5%. Agora, ao considerar o ensino secundário, no Brasil 82,4% das mães de meninos têm o secundário e na OCDE essa estatística passa a ser 93%. Por sua vez, os pais de meninos que possuem o ensino primário representam 12,4% no Brasil e 4,1% na OCDE. Ao considerar o ensino secundário, dos pais de meninos no Brasil, 75% possuem o ensino secundário e na OCDE chega-se a 91,1%.

A quantidade de livros que os inscritos possuem, em sua maioria, está entre 25 e 100 na OCDE, independente do sexo. Já no Brasil a maioria dos estudantes não tem mais do que 10 livros em casa, isso sendo verdade para cerca de 40% dos homens e de 36,8% das mulheres.

A maioria dos inscritos no PISA 2018 têm como país de nascimento o mesmo em que o teste foi realizado, a saber, essa característica para a OCDE representa 93,7%, independente do sexo. Já no Brasil essa estatística passa a ser 99,7% para as mulheres e 99,4% para os homens. Com relação a língua falada em casa, aproximadamente, 89% dos inscritos falam a mesma língua em que o teste foi aplicado, isso sendo verdade para a OCDE, independente do sexo. Já no Brasil essa estatística chega a 98%.

A taxa de reprovação na OCDE é de 7,4% para as mulheres e 10,3% para os homens. No Brasil, a quantidade de estudantes reprovados aumenta, passando a ser 16,5% para mulheres e 24,4% para os homens.

A motivação e o esforço dos estudantes são maiores no Brasil quando comparado com a OCDE, independente do sexo. Por outro lado, o nível de instrução da *internet*, o *status* ocupacional, o grau econômico, social e cultural e a riqueza são maiores na OCDE.

A quantidade de alunos por sala no Brasil é, em média, de 36 alunos, independente do sexo. Já na OCDE essa estatística reduz-se para 27,5. A taxa de evasão escolar e a razão alunos-professores são superior no Brasil quando comparado com a OCDE, independente do sexo.

Por sua vez, quantidade de escolas públicas, instruções inadequadas por parte da escola e problemas referentes aos alunos que afetam o aprendizado escolar são maiores no Brasil tanto para o gênero feminino e masculino.

No Brasil, quanto maior a cidade maior será a quantidade de escolas, todavia, na OCDE essa quantidade é menor. Por fim, a capacidade da escola em utilizar instrumentos digitais e o grau de ajuda que a escola fornece são maiores na OCDE.

Tabela 3.2 – Análise descritiva por gênero para o Brasil e para a OCDE.

Variável	Brasil				OCDE			
	Masculino		Feminino		Masculino		Feminino	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
<i>pv1math</i>	428,4	87,27	404,3	80,81	511,2	90,59	498,8	87,44
<i>pv1scie</i>	450,6	87,86	436,5	84,29	508,2	93,27	503,1	88,62
<i>pv1read</i>	449	95,01	461,4	92,92	496,2	97,68	518,6	92,33
<i>age</i>	15,90	0,285	15,91	0,279	15,78	0,289	15,79	0,289
<i>grade8</i>	0,049	0,217	0,033	0,180	0,039	0,194	0,023	0,152
<i>grade9</i>	0,100	0,300	0,068	0,252	0,334	0,471	0,311	0,462
<i>grade10</i>	0,316	0,465	0,296	0,456	0,526	0,499	0,554	0,497
<i>grade11</i>	0,506	0,500	0,570	0,495	0,091	0,288	0,100	0,301
<i>edm1</i>	0,105	0,307	0,099	0,299	0,035	0,185	0,040	0,196
<i>edm2</i>	0,824	0,380	0,797	0,401	0,930	0,254	0,931	0,253
<i>edp1</i>	0,124	0,330	0,135	0,342	0,041	0,200	0,043	0,204
<i>edp2</i>	0,750	0,432	0,721	0,448	0,911	0,284	0,910	0,284
<i>livro10</i>	0,465	0,490	0,446	0,482	0,134	0,341	0,109	0,312
<i>livro25</i>	0,263	0,440	0,265	0,441	0,167	0,373	0,151	0,358
<i>livro100</i>	0,232	0,422	0,245	0,430	0,486	0,461	0,499	0,459
<i>livro101</i>	0,040	0,196	0,044	0,207	0,213	0,409	0,241	0,428
<i>pns</i>	0,994	0,075	0,997	0,048	0,937	0,241	0,937	0,241
<i>lfc</i>	0,985	0,120	0,988	0,104	0,891	0,310	0,896	0,304
<i>rep</i>	0,244	0,430	0,165	0,371	0,103	0,304	0,074	0,262
<i>motv</i>	0,870	0,174	0,908	0,142	0,821	0,180	0,849	0,166
<i>iii</i>	0,455	0,344	0,436	0,328	0,595	0,329	0,565	0,305
<i>effort1</i>	8,150	1,714	8,329	1,573	7,659	1,844	7,859	1,633
<i>hisei</i>	46,38	23,16	45,90	23,06	53,39	22,19	52,92	22,12
<i>escs</i>	-7,739	1,149	-0,839	1,191	0,051	0,978	0,043	0,989
<i>wealth</i>	-1,062	0,987	-1,244	0,985	0,048	0,965	-0,006	0,957
<i>qac</i>	36,03	7,066	36,47	6,822	27,72	9,352	27,83	9,209
<i>tev</i>	6,712	9,114	7,084	9,620	4,156	7,534	3,978	7,524
<i>stratio</i>	28,61	17,27	27,27	15,80	13,42	8,047	13,53	8,343
<i>proatce</i>	0,889	0,260	0,892	0,255	0,826	0,323	0,827	0,327
<i>epub</i>	0,857	0,349	0,863	0,342	0,803	0,397	0,801	0,398
<i>efi</i>	0,454	0,158	0,448	0,158	0,475	0,154	0,473	0,153
<i>eaf</i>	0,553	0,163	0,561	0,161	0,498	0,117	0,494	0,117
<i>tge</i>	0,549	0,151	0,566	0,174	0,469	0,271	0,638	0,898
<i>icefd</i>	0,551	0,164	0,550	0,164	0,676	0,138	0,673	0,137
<i>itd1</i>	0,512	0,145	0,522	0,134	0,459	0,158	0,458	0,151
<i>iaje</i>	0,364	0,316	0,368	0,323	0,601	0,334	0,607	0,333
Nº de obs.	1.916		2.162		74.625		79.027	

Fonte: elaboração própria.

4.4 Decomposição da regressão FIR

Nessa seção analisa-se as lacunas existentes sobre o desempenho dos inscritos no PISA 2018 por gênero (meninas e meninos), levando em consideração o Brasil e a OCDE. Para tanto, utiliza-se a decomposição FIR proposta por Firpo, Lemieux e Fortin (2018) que possibilita decompor o diferencial das notas dos estudantes do sexo masculino e feminino em quatro partes, sendo dois tipos de efeitos (composição e estrutural, ambos puros) e dois tipos de erros (de especificação e de reponderação). Nessa decomposição é possível obter as contribuições detalhadas individuais de cada covariável sobre cada uma dessas partes. Além disso, essa técnica permite estimar um contrafactual, isto é, o valor captado das características de um dos grupos estudados versus as estimativas do outro grupo.

Para este estudo o contrafactual é o desempenho obtido das características das meninas *versus* as estimativas dos meninos. Já o efeito característico puro representa o *gap* das notas dos alunos do sexo masculino e feminino que é devida as diferenças de suas características (dotações). Enquanto que o erro de especificação representa o quanto o modelo especificado se desvia da linearidade. O efeito coeficiente puro, por sua vez, capta a parcela oriunda das diferenças na relação dessas características com as notas. Por fim, o erro de reponderação mede o quanto o modelo se ajusta a técnica de reponderação.

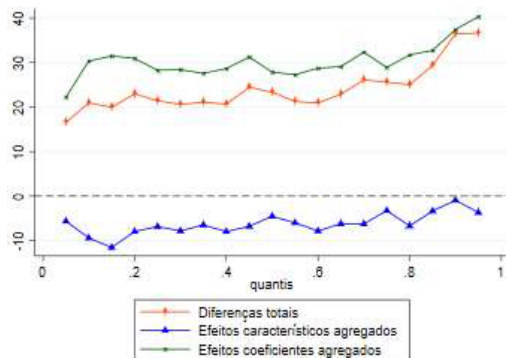
As decomposições são realizadas para os valores plausíveis das notas em matemática, leitura e ciências. Os resultados são reportados por meio de gráficos e de tabelas, a partir dos quais, podem-se observar as contribuições dos efeitos e dos erros das decomposições. A contribuição detalhada, ou seja, o impacto de cada variável, pode ser visualizada no anexo B. Cabe ressaltar que os gráficos são decompostos para 19 quantis estabelecidos, a saber, de 0.05 a 0.95. No entanto, apenas alguns foram selecionados para serem expostos nas tabelas.

Note pelo gráfico 3.7 que o desempenho em matemática no Brasil dos meninos é superior ao das meninas em todos os quantis. Além disso, este diferencial aumenta à medida que se aproxima de quantis mais elevados da distribuição. No gráfico 3.8 percebe-se que na OCDE o desempenho dos meninos em matemática, novamente, é superior ao das meninas. No entanto, o diferencial oscila entre os quantis tendo um breve aumento à medida que se aproxima da média.

Já o efeito coeficiente agregado, que é a junção do efeito coeficiente puro com erro de especificação, sempre é maior que o efeito característico agregado, que nada mais é a junção do efeito característico puro com o erro de reponderação. Assim sendo, o diferencial

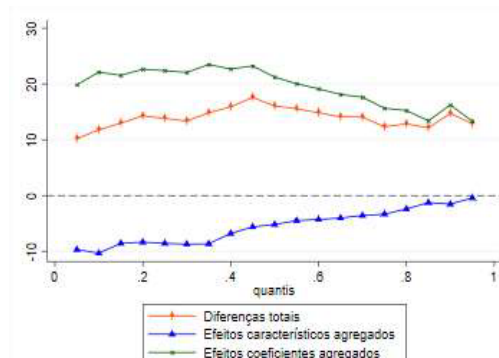
entre os gêneros é explicado, em maior parte, pelos dados não observáveis. No apêndice N, gráficos do N.1.1 a N.1.4 apresenta-se os efeitos de leitura de forma desagregada.

Gráfico 3.7 – Decomposição dos efeitos agregados e das diferenças totais para o Brasil em matemática



Fonte: elaborado pelo autor.

Gráfico 3.8 – Decomposição dos efeitos agregados e das diferenças totais para a OCDE em matemática



Fonte: elaborado pelo autor.

A Tabela 3.3 detalha cada um desses efeitos e seus respectivos erros para os quantis 10, 25, 50, 75 e 90. Todas as estimativas das notas dos diferenciais são significativas e positivas ao nível de 5%, assim, verifica-se vantagens dos alunos em relação às alunas em matemática. Gvrek, Neumeier e Gevrek (2018) encontraram resultados semelhantes ao indicarem que, em 42 países, o diferencial de performance é a favor dos meninos.

No Brasil, há desigualdade em todos os níveis de performances, a saber, no quantil 0.1, a diferença em matemática entre os gêneros é de 20.9, atingindo 23.3 na mediana e 36.5 no quantil 0.9, ou seja, 6,92%, 5,58% e 6,90% a favor dos meninos. Dessa forma, a lacuna entre as notas do PISA em matemática é maior quando considerado as melhores e piores performances, ao passo que, nas performances médias o *gap* é menor. Curiosamente, encontrando resultados, em partes, semelhantes Munir e Winter-Ebmer (2018) indicam que não há (quase) nenhuma diferença nos percentis mais baixos, no entanto, as desvantagens das meninas na competência matemática aumentam quase que linearmente nos percentis superiores. Segundo Le e Nguyen (2018) está crescente diferença ocorre devido aos estudantes com melhores desempenhos.

A desigualdade no Brasil em matemática pode ser afetada por um punhado de fatores e esta cresce se houver, como pode ser visto no apêndice O, tabela O.1, aumento de estudantes cursando a 11ª grade (quantil 10), de estudantes nativos (quantil 10) e da riqueza da família (quantis 10, 50 e 75). Em contrapartida, a desigualdade diminui se houver aumento de estudantes cursando a 8ª grade (quantil 10, 25 e 50), de estudantes cursando a 9ª grade

(quantil 50), de estudantes possuindo até 10 livros em casa (quantil 50). Além disso, de reprovações (quantis 10, 25, 50 e 75), de estudantes que dominam a utilização da *internet* (quantis 10, 25 e 50) e de estudantes em relação à quantidade de professores. Por fim, cabe ressaltar que quanto maior a cidade menor será a desigualdade (quantis 50 e 90).

Por sua vez, a OCDE também apresenta disparidade em matemática em todos os níveis e estes estão a favor dos meninos. A saber, no primeiro quantil a diferença é de 11,8 (3,26%), já na mediana é de 16,1 (3,33%) e, por fim, no quantil 0.9 é de 14.7 (2,45%). Com isso, em termos percentuais, entre os estudantes que obtiveram notas médias ou próximas da média a diferença é maior, enquanto, entre estudantes que apresentaram os melhores desempenhos a lacuna é menor. Por fim, entre os estudantes com pior desempenho, a diferença é maior que a apresentada em quantis superiores e menor que a do quantil médio. Segundo Anghel, Rodriguez-Planas e Sanz-de-Galdeano (2019) a lacuna existente em matemática nos países participantes da OCDE está ligada fortemente à falta de medidas voltadas à redução das desigualdades sociais. Pois, em países com altos níveis de igualdade de gênero a desigualdade praticamente desaparece (Guimarães e Sampaio, 2008).

Desse modo, na tabela O.5, apêndice O, apresenta-se as causas da variação da desigualdade na OCDE em matemática. Assim sendo, essa será menor se houver, independente da performance considerada, o aumento de estudantes cursando a 8ª grade, de estudantes cursando a 9ª grade, de estudantes que possuem até 10 livros, de reprovações, de professores certificados e de estudantes que sabem utilizar a *internet*. Enquanto, o aumento de garotas na escola acaba por diminuir as disparidades ao considerar apenas os menores desempenhos (quantis 10 e 25).

Em contrapartida, a lacuna será maior se houver o aumento de estudantes cursando a 10ª grade (quantis 25, 50, 75 e 90) ou de estudantes cursando a 11ª grade (quantis 25, 75 e 90). Além disso, se houver o aumento de estudantes que têm entre 25 e 100 livros em casa (quantis 75 e 95) ou da ocorrência de fenômenos negativos em relação à escola. Por sua vez, melhor *status* ocupacional parental (quantis 25 a 90) e maior grau de riqueza familiar (quantis 10,75 e 90) também aumentam a desigualdade.

Em síntese, a diferença entre os gêneros nas notas de matemática, que é significativa e a favor dos meninos, é maior no Brasil quando comparado com a OCDE, independente da performance considerada. Entender essa questão de desigualdade e saber onde está é maior é de suma importância, pois um bom conhecimento matemático, principalmente nas melhores performances, é relevante para conseguir um bom emprego (Athey *et al.* 2007).

Tabela 3.3 – Decomposição das regressões FIR em matemática.

Quantile	0.1	%	0.25	%	0.50	%	0.75	%	0.9	%
Brasil										
Média homem	322,6*	-	364,3*	-	419,1*	-	479,3*	-	541,9*	-
Contrafactual	332,1*	-	371,2*	-	423,6*	-	482,6*	-	542,8*	-
Média mulher	301,7*	-	342,9*	-	395,7*	-	453,7*	-	505,4*	-
Diferencial total	20,9*	100	21,4*	100	23,3*	100	25,6*	100	36,5*	100
Total explicado	-9,44*	-45	-6,8*	-32	-4,6	-	-3,3	-	-0,9	-
Característico Puro	-8,1*	-38	-10,5*	-49	-7,8*	-34	-5,54*	-21	-4,5*	-13
Erro especificação	-1,34	-	3,7	-	3,3	-	2,2	-	3,5	-
Total inexplicado	30,3*	145	28,3*	132	27,8*	119	28,9*	112	37,4*	103
Coefficiente Puro	30,1*	144	28,8*	134	28,2*	121	28,9*	112	36,7	-
E. reponderamento	0,16	-	-0,5	-	-0,3	-	-0,03	-	0,71	-
OCDE										
Média homem	374,3*	-	431,6*	-	495,6*	-	558,5*	-	613,3*	-
Contrafactual	384,6*	-	440,2*	-	500,8*	-	561,8*	-	614,8*	-
Média mulher	362,5*	-	417,8*	-	479,6*	-	546,2*	-	598,6*	-
Diferencial total	11,8*	100	13,8*	100	16,1*	100	12,3*	100	14,7*	100
Total explicado	-10,3*	-88	-8,6*	-62	-5,2*	-33	-3,4*	-28	-1,6	-
Característico Puro	-12,8*	-108	-12,4*	-90	-9,9*	-62	-7,2*	-58	-4,1*	-28
Erro especificação	2,48	-	3,8	-	4,73*	29	3,8	-	2,7	-
Total inexplicado	22,2*	188	22,4*	162	21,3*	133	15,6*	127	16,3*	111
Coefficiente Puro	21,6*	183	21,7*	157	20,5*	128	16,2*	131	16,6*	113
E. reponderamento	0,5	-	0,7	-	0,8	-	-0,6	-	-0,35	-

Fonte: elaboração própria. Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Voltando-se para o contrafactual, observa-se que a média deste sempre é maior que a média das notas dos alunos e das alunas em matemática, independente do grupo de estudo. Indicando que, em média, o cruzamento das características das meninas com as estimativas dos meninos apresentam desempenho superior em matemática quando comparadas com as características e com as estimativas de apenas um dos gêneros em matemática.

Os efeitos característicos puros em matemática no Brasil e na OCDE afetam negativamente em todos os quantis; ou seja, estes agem no sentido de diminuir as diferenças de notas entre meninos e meninas. Implicando que as diferenças de notas, no Brasil e na OCDE em puros característicos observáveis preveem vantagens as estudantes do sexo feminino. Desse modo, destaca-se no Brasil destaca-se o quantil 0.25 que reduz o diferencial em 49%. Por sua vez, o quantil que mais se destaca para a OCDE é o quantil 0.1 que acaba por reduzir o diferencial em 108%.

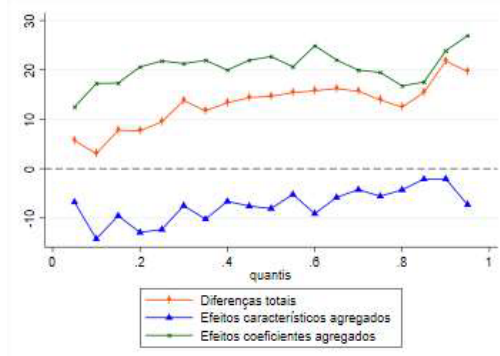
Assim sendo, as alunas apresentam características observáveis melhores que os alunos, enquanto, o efeito positivo dos coeficientes puros indicam vantagens para os alunos. O que explica os diferenciais de notas são os fatores não observáveis, pois as alunas apresentaram características observáveis melhores do que os alunos. Portanto, os sinais positivos dos efeitos coeficientes puros foram suficientes para anular as características puras.

Por fim, cabe ressaltar que os erros de especificação não são significativos, com exceção do quantil 0.5 para o Brasil e para a OCDE que são significativos a 5%. Assim sendo, o modelo está corretamente especificado considerando a linearidade. Já o erro de ponderação não é significativo em nenhum quantil, mostrando que a utilização da técnica de ponderação é adequada.

Voltando-se para a disciplina de ciências no Brasil o desempenho dos meninos é maior que o das meninas, independente da performance considerada, e esse diferencial entre os sexos aumenta à medida que se aproxima de melhores performances, como pode ser visto no gráfico 3.9. Já na OCDE, gráfico 3.10, a desigualdade entre gêneros, novamente, favorece os meninos. Essa desigualdade se mantém quase que constante, em sua maioria, tem pequenos acréscimos e, por vezes, até reduções entre os quantis 0.1 e 0.75, mas já a partir do quantil 0.75 a desigualdade tende a crescer.

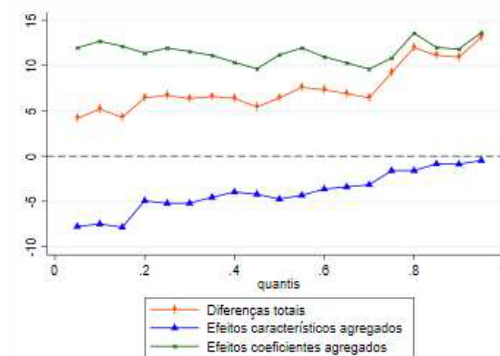
Com relação aos efeitos, nota-se que o efeito coeficiente agregado sempre é maior que o efeito característico agregado, assim sendo, a desigualdade é explicada em sua maior parte pelos dados não observáveis. No apêndice N, gráficos N.2.1 a N.2.4, tem-se os efeitos de leitura de forma desagregada.

Gráfico 3.9 - Decomposição dos efeitos agregados e totais do Brasil em ciências.



Fonte: elaboração própria.

Gráfico 3.10 - Decomposição dos efeitos agregados e totais da OCDE em ciências.



Fonte: elaboração própria.

A tabela 3.4 apresenta cada um desses efeitos e erros para os quantis 10, 25, 50, 75 e 90. Todas as estimativas dos diferenciais são positivas e significativas a 5%, assim sendo, é possível verificar as vantagens dos meninos em relação às meninas em ciências. Curiosamente, contrapondo os resultados acima citados, Gevrek e Seibelich (2014) encontraram que as mulheres apresentaram desempenho superior ao dos homens em ciências.

Tabela 3.4 – Decomposição das regressões FIR em ciências.

Quantile	0.1	%	0.25	%	0.50	%	0.75	%	0.9	%
Brasil										
Média homem	334,4*	-	383*	-	445,2*	-	507,1*	-	565*	-
Contrafactual	348,6*	-	395,3*	-	453,3*	-	512,7*	-	567,1*	-
Média mulher	331,4*	-	373,5*	-	430,6*	-	493,2*	-	543,2*	-
Diferencial total	3,1*	100	9,5*	100	14,7*	100	13,9*	100	21,8*	100
Total explicado	-14,3*	-461	-12,4*	-131	-8,1*	-55	-5,6*	-40	-2,1	-
Característico Puro	-10,2*	-329	-13,6*	-143	-7,7*	-52	-5,5*	-39	-2,6	-
Erro especificação	-4,1	-	1,2	-	-0,4	-	-0,1	-	0,5	-
Total inexplicado	17,3*	558	21,8*	229	22,7*	154	19,5*	140	23,9*	110
Coefficiente Puro	17,4*	561	21,5*	226	22,9*	156	19,1*	137	23,1*	106
E. reponderamento	-0,1	-	0,3	-	-0,3	-	0,4	-	0,8	-
OCDE										
Média homem	382,9*	-	437,6*	-	502,6*	-	570,6***	-	625,5*	-
Contrafactual	390,4*	-	442,8*	-	507,3*	-	572,2*	-	626,4*	-
Média mulher	377,7*	-	430,9*	-	496,2*	-	561,3*	-	614,6*	-
Diferencial total	5,17*	100	6,7*	100	6,5*	100	9,2*	100	10,9*	100
Total explicado	-7,5*	-145	-5,3*	-79	-4,8*	-74	-1,6	-	-0,9	-
Característico Puro	-11,4*	-220	-13,2*	-197	-12,2*	-188	-6,9*	-75	-2,4	-
Erro especificação	3,9	-	7,9	-	7,4	-	5,3*	58	1,5	-
Total inexplicado	12,7*	246	11,9*	178	11,2	-	10,8*	117	11,9*	109
Coefficiente Puro	12,3*	238	13,5*	201	12,2*	188	11,7*	127	12,4*	114
E. reponderamento	0,4	-	-1,6	-	-1	-	-0,9	-	-0,5	-

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Ao considerar o Brasil em ciências, os diferenciais do desempenho entre os gêneros aumentam de forma monotonicamente crescente, sendo o hiato mais expressivo à medida que se caminha para quantis mais elevados da distribuição. A saber, no quantil 0.1 o diferencial é de 3,1, na mediana é de 14,7 e de 21,8 no quantil 0.9, ou seja, 0,9%, 3,4% e 4,01% a favor dos meninos. Desse modo, entre estudantes brasileiros que apresentam as piores performances a lacuna é menor. Enquanto, entre os que apresentam as melhores performances, a diferença entre as notas é maior.

Através da tabela O.9 do apêndice O, pode-se ver que o aumento de estudantes que possuem entre 25 e 10 livros em casa (quantil 0.1) ou da riqueza familiar (quantis 10, 25 e 75) aumenta a desigualdade no Brasil em ciências. Enquanto, o aumento de estudantes cursando a 8ª grade (quantis 10, 25 e 50) ou a 9ª grade (quantis 10, 50 e 75) ou de estudantes que possuem até 10 livros em casa (quantis 25 e 50) reduzem a desigualdade. Além disso, essa redução é influenciada pelo aumento de reprovações (quantis entre 10 e 75) ou pelo aumento da quantidade de estudantes que sabem utilizar a *internet* (quantis 10, 25 e 50). Já ao considerar apenas as performances acima da média o aumento da desigualdade se dá, em parte, pelo aumento da quantidade de estudantes em relação a quantidade de professores ou devido os estudantes com performances acima da média estarem em cidades maiores.

Já na OCDE em ciências, o diferencial mostrou-se significativo em todos os quantis, como pode ser visto na tabela 3.4. Inicialmente o diferencial é de 1,37%, no quantil 0.1, já no quantil médio é de 1,28%, enquanto, no quantil 0.9 é de 1,77%, sempre a favor dos meninos. Assim sendo, a desigualdade é a menor entre estudantes com performances médias ou em torno desta, enquanto, entre estudantes com as melhores performances a desigualdade é a maior. Desse modo, novamente, assim como no Brasil, o diferencial é maior nos quantis superiores.

A tabela O.13, no apêndice O, apresenta os fatores que influenciam o aumento ou redução da desigualdade de gênero na OCDE. Assim sendo, aumento de pais que possuem o ensino primário (quantil 10), de pais de estudantes que tenham melhor *status* ocupacional (quantis 10, 25 e 75) ou melhor *status* econômico, cultural e social (quantis 50 e 90) causaria maior desigualdade entre os sexos.

Em contrapartida, uma menor desigualdade ocorre pelo aumento da quantidade de estudantes cursando a 8ª (todos os quantis) ou a 9ª grade (quantis 10, 25 e 50) e pelo aumento da quantidade de pais com ensino secundário completo (quantil 10). Já, independentemente da performance, a redução ocorre devido ao aumento do número de estudantes que possuem até 10 livros em casa ou de reprovações. Por sua vez, a motivação estudantil (quantil 10), o aumento de estudantes que sabem utilizar a *internet* (quantis 10, 25, 50 e 75), o aumento da riqueza (quantis 75 e 90) reduzem a desigualdade entre os gêneros na OCDE. Já voltando para o nível da escola, têm-se que o aumento de professores certificados (quantis 10, 25, 75 e 90) ou de escolas públicas (quantis 50, 75 e 90) ou de garotas na escola (quantil 25) causaria a redução da desigualdade.

Portanto, no Brasil e na OCDE há desigualdade no desempenho em ciências entre os gêneros. Todavia, essa diferença é maior no Brasil quando comparado com a com a OCDE independente do quantil da distribuição analisado. Já o contrafactual, em média, é maior que a média das notas dos alunos e das alunas. Indicando que o desempenho em ciências do cruzamento das características das meninas com as estimativas dos meninos, em média, é maior que as características e as estimativas de apenas um dos sexos em ciências.

Os efeitos característicos puros de ciências para o Brasil e para a OCDE apresentam sinais negativos nos quantis 0.1, 0.25, 0.5, 0.75. Implicando que estes sinais negativos agem no sentido de diminuir as diferenças entre as notas entre os gêneros e, assim sendo, preveem vantagens às meninas. Com isso, as meninas apresentam características observáveis melhores que os meninos. Desse modo, destaca-se as piores performances que no Brasil e na OCDE reduzem o diferencial em, respectivamente, 329% e 220%. Corroborando

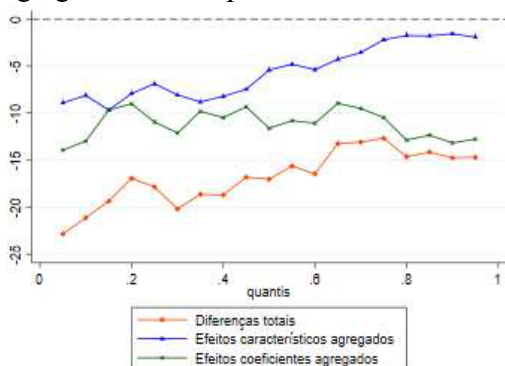
tais resultados, Gevrek e Seiberlich (2014) relataram que a observação do efeito característico, que meninas possuem características observáveis melhores que os meninos.

Já o efeito positivo dos efeitos coeficientes puros no Brasil e na OCDE indicam vantagens maiores para os meninos. Indicando que a parte não explicada aumenta o hiato entre as performers dos gêneros. Assim, o que explica os diferenciais de notas são os fatores não observáveis, pois as meninas apresentam características observáveis melhores que os meninos. Portanto, as características puras foram anuladas pelos os efeitos coeficientes puros. Segundo Tillmann e Comin (2019) as lacunas de gênero sobre o desempenho são devidas, principalmente, ao componente não explicado.

Por fim, os erros de especificação não são significativos, com exceção do quantil 0.75 para a OCDE que são significativos a 5%. Com isso, o modelo está corretamente especificado para o Brasil e para a OCDE levando-se em conta a linearidade. Já o erro de reponderação não é significativo em nenhum quantil, no Brasil e na OCDE, o que indica que o método de reponderação é adequado.

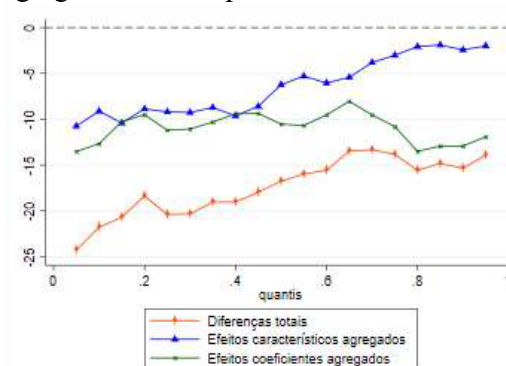
No gráfico 3.11 observa-se que o desempenho em leitura no Brasil das meninas é superior ao dos meninos em todos os quantis e o hiato diminui (em valores absolutos) à medida que se alcança melhores performances. Já para a OCDE, gráfico 3.12, percebe-se comportamento semelhante, pois o desempenho das meninas é superior ao dos meninos em todos os quantis e a medida que se aproxima dos quantis superiores a diferença entre os gêneros reduz (em valores absolutos).

Gráfico 3.11 – Decomposição dos efeitos agregados e totais para o Brasil em leitura.



Fonte: elaboração própria do autor.

Gráfico 3.12 - Decomposição dos efeitos agregados e totais para a OCDE em leitura.



Fonte: elaboração própria do autor.

Em termos absolutos os efeitos característicos agregados são menores que os efeitos coeficientes agregados. Indicando que a desigualdade em sua maior parte é explicada

pela variação dos dados não observáveis. Nos gráficos N.3.1 ao N.3.4 apresenta-se os efeitos de leitura de forma desagregada.

A tabela 3.5 detalha cada um desses efeitos e seus respectivos erros para os quantis 10, 25, 50, 75 e 90. Todas as estimativas das notas dos diferenciais são significativas e negativas ao nível de 5%, com exceção do 90º quantil para o Brasil. Assim, verifica-se vantagens das alunas em relação aos alunos em leitura. Corroborando tais resultados Munir e Winter-Ebmer (2018) relatam que o desempenho das meninas é melhor que o dos meninos em leitura.

No Brasil, as disparidades das notas em leitura, apesar de apresentarem grandes oscilações, estas têm redução dos diferenciais (em valores absolutos) à medida que se atinge desempenhos superiores. A saber, no 10º quantil o diferencial é de -6,5%, no quantil 50º passa a ser -3,4% e, por fim, -2,1%, isto sempre a favor das meninas. Portanto, estudantes com baixa performance na prova de leitura do PISA apresentam diferença maior, ao passo que, entre os estudantes com melhores resultados a diferença das notas reduz.

Através da tabela O.17, apêndice O, nota-se que a redução da desigualdade pode ser influenciada pelo aumento da quantidade de estudantes que cursam a 8ª grade (quantis 10 e 25) ou 9ª grade (quantis 25, 50 e 75), pelo aumento da quantidade de mães que concluíram o ensino secundário (quantil 10). Já a língua falada em casa é importante para reduzir a lacuna ao considerar as performances acima da média. Seguindo a mesma linha reprovação (quantis 10, 25 e 50), estudantes que sabem utilizar a *internet* (quantis 10 e 25), nível de esforço (quantis 25, 75 e 90) e tamanho da localidade onde fica a escola (quantil 50 a 90) explicam a redução da lacuna ao terem incrementos. Já o aumento da quantidade de estudantes em relação a quantidade de professores considerando performances a partir da média também reduzem a desigualdade (quantis 50, 75 e 90). Por fim, o aumento de motivação nos menores quantis, reduz a lacuna, ao passo que, nas maiores aumenta.

Em contrapartida, o aumento da quantidade de estudantes que realizam o teste no mesmo país de nascimento (quantil 10) e o aumento do *status* cultural, social e econômico da família (quantil 90) acabam por influenciar a lacuna de forma a aumentar a desigualdade.

Por sua vez, a OCDE tem comportamento semelhante, tendo tendência de redução, em termos absolutos, à medida que se chega a quantis maiores, desse modo, a diferença no primeiro quantil é de -5,95%, já no último é de -2,5% a favor das meninas. Implicando que alunos com performances menores em leitura no PISA têm maiores diferenças entre as notas, já alunos com desempenhos melhores apresentam menores diferenciais de notas. Tillmann e Comin (2018) relatam achados semelhantes ao afirmarem

que meninos com pior desempenho tendem a ter um desempenho muito menor do que as piores meninas, uma diferença que tende a diminuir à medida que se explora outros percentis.

Um punhado de fatores influenciam o aumento ou redução da desigualdade (ver tabela O.21 do apêndice O). A saber, independente do desempenho analisado, o aumento da quantidade de estudantes cursando a 8ª grade ou a 9ª grade (com exceção do 10º quantil), de reprovações ou de estudantes que possuem até 10 livros em casa acabam por reduzir a desigualdade. Além disso, o aumento de mães de estudantes que concluíram o ensino primário (quantil 10), da motivação (quantis 10 e 25) ou do nível de esforço (quantis 25 e 50) influenciam a lacuna de forma a reduzi-la. Bem como, o aumento da quantidade de estudantes que sabem utilizar a *internet* (quantis 10, 25, 50 e 75), da riqueza familiar (quantil 10), de professores certificados (quantis 10, 25 e 50) ou de garotas por escolas (quantil 10, 25 e 50) acabam por reduzir a desigualdade.

Em síntese, a desigualdade em leitura diminui entre os gêneros na OCDE à medida que aproxima-se do quantil 75, ao passo que no quantil 90 aumenta. De forma semelhante ocorre no Brasil, no entanto, a redução ocorre até o quantil médio e no quantil 75 há aumento. Ao comparar a desigualdade entre os grupos, a OCDE é a que apresentou maior desigualdade nas menores performances (quantis 10 e 25) e maiores (quantil 90). O Brasil só apresentou maior desigualdade no quantil 75 quando comparado com a OCDE.

Agora voltando-se para o contrafactual em leitura, observa-se que, em média, este é maior que a média das notas dos alunos e menor que a média das notas das alunas (ver tabela 3.5), isso sendo verdade para todos os grupos de estudo e para todos os quantis. Assim sendo, a média do desempenho em leitura do cruzamento das características das meninas com as estimativas dos meninos é maior que as características e estimativas considerando apenas o sexo masculino e menor quando considerado apenas o sexo feminino.

Os efeitos característicos puros de leitura do Brasil e da OCDE têm sinais negativos em todos os quantis. Sendo assim, estes agem no sentido de aumentar, isso em termos absolutos, a lacuna entre as notas dos meninos e das meninas. Portanto, as diferenças entre as notas do Brasil e da OCDE em características puras preveem vantagens às meninas. Destaca-se o quantil 0.5 tanto para o Brasil como para a OCDE que aumentam o diferencial em, respectivamente, 80% e 86% a favor das meninas. Corroborando com estes resultados, Tillman e Comin (2019) indicam que as meninas apresentam melhores desempenhos devido às características individuais destas superam as dos meninos.

Por outro lado, os efeitos coeficientes puros são insignificantes para o Brasil, implicando que não pode-se inferir nada sobre este. Já na OCDE estes são negativos, indicando que as meninas na OCDE têm vantagens nos coeficientes não observáveis.

Os erros de especificação não são significativos para o Brasil e para a OCDE, implicando que o modelo está corretamente especificado considerando a linearidade. O erro de reponderação não é significativo em nenhum quantil, o que mostra que a técnica de reponderação foi corretamente aplicada.

Tabela 3.5 – Decomposição das regressões FIR em leitura

Quantile	0.1	%	0.25	%	0.50	%	0.75	%	0.9	%
Brasil										
Média homem	322,7*	-	377,3*	-	443,9*	-	505,9*	-	564,7*	-
Contrafactual	338,2*	-	393,3*	-	454,6*	-	511,6*	-	567,7*	-
Média mulher	343,7*	-	395,4*	-	459,1*	-	523,3*	-	576,6*	-
Diferencial total	-21,1*	100	-18,1*	100	-15,2*	100	-17,5*	100	-11,9	100
Total explicado	-15,5*	73	-16,1*	89	-10,7*	70	-5,8*	33	-2,9	-
Característico Puro	-16,5*	78	-13,2*	73	-12,1*	80	-5,9*	34	-5,2*	44
Erro especificação	0,9	-	-2,9	-	1,4	-	0,1	-	2,3	-
Total inexplicado	-5,6	-	-2,1	-	-4,6	-	-11,7	-	-8,9	-
Coeficiente Puro	-5,6	-	-1,3	-	-4,5	-	-11,8	-	-10,2	-
E. reponderamento	0,1	-	-0,9	-	0,03	-	0,1	-	1,3	-
OCDE										
Média homem	364,5*	-	424,2*	-	494,2*	-	565,6*	-	621,4*	-
Contrafactual	373,5*	-	433,4*	-	500,5*	-	568,6*	-	623,8*	-
Média mulher	386,2*	-	444,6*	-	511*	-	579,4*	-	636,8*	-
Diferencial total	-21,8*	100	-20,4*	100	-16,8*	100	-13,9*	100	-15,4*	100
Total explicado	-9,2*	42	-9,2*	45	-6,3*	38	-3,1*	22	-2,5*	16
Característico Puro	-15,1*	69	-15,3*	75	-14,4*	86	-8,9*	64	-4,13*	27
Erro especificação	-5,9	-	6,1	-	8,2	-	5,8	-42	1,7	-
Total inexplicado	-12,7*	58	-11,2*	55	-10,5*	64	-10,8*	78	-12,9*	84
Coeficiente Puro	-13,2*	61	-11,9*	58	-9,6*	59	-10,1*	73	-12,4*	81
E. reponderamento	0,5	-	0,7	-	-0,9	-	0,7	-	-0,5	-

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

5. CONCLUSÃO

Esse estudo buscou ampliar o debate existente na economia da educação sobre a desigualdade entre gêneros, com foco na performance de estudantes do Brasil e da OCDE. Para tanto, busca-se trazer novas evidências sobre os diferenciais de desempenho entre gêneros ao estudar os *gaps* entre meninos e meninas em diferentes níveis de desempenho e grupos de estudo nas provas de matemática, de ciências e de leitura do PISA 2018.

Além disso, buscou-se inovar ao utilizar o método desenvolvido por Firpo, Fortin e Lemieux (2018), que utiliza regressões FIR em combinação com uma estratégia de reponderação (DiNardo, Fortin e Lemieux 1996) e que permite a utilização da decomposição

Oaxaca-Blinder. A utilização dessa técnica permitiu compreender como as lacunas de desempenho entre gêneros nas disciplinas matemática, ciências e leitura se comportam em diferentes performances. Para tanto, utilizou-se informações referentes aos estudantes e as escolas que participaram do PISA de 2018.

Os resultados encontrados mostram que, em todas as áreas, as estimativas da desigualdade foram significativas, com exceção apenas para o Brasil ao considerar as melhores performances em leitura. Assim sendo, pode-se inferir que os meninos, em todos os grupos de estudos e independente da performance considerada, obtiveram vantagens em relação às meninas nas disciplinas de matemática e ciências. Ao passo que, na disciplina de leitura isso se inverte, passando as meninas a superarem os meninos. Além disso, ao comparar os grupos de estudo, inferiu-se que a desigualdade é maior no Brasil em matemática e ciências, independente da performance considerada, enquanto, em leitura, a desigualdade é maior na OCDE nas menores (quantis 10 e 25) e maiores performances (quantil 90). O Brasil só apresentou maior desigualdade em leitura no quantil 75 quando comparado com a OCDE.

A decomposição quantílica de Firpo, Fortin e Lemieux (2018) permite gerar contrafactuais e, além disso, identificar os fatores e efeitos que afetam a desigualdade. Assim sendo, o contrafactual é maior que as notas médias de meninos e meninas em matemática e ciências considerando todas as performances. Enquanto, em leitura, é maior que a nota média dos meninos, mas menor que a nota média das meninas em todos os quantis da distribuição.

Com relação aos efeitos, tem-se que os efeitos característicos puros são negativos e significantes, com exceção do quantil 90 para a OCDE e para o Brasil em ciências. Assim sendo, estes agem no sentido de diminuir a disparidade entre as notas de matemática e de ciências, no entanto, em leitura, estes agem no sentido de aumentar as disparidades. Esta redução ou aumento da desigualdade ocorre devido estes efeitos estarem a favor das meninas, no qual, apresentam características melhores que os meninos. Já os efeitos coeficientes puros, que são responsáveis pela maior parte da desigualdade, são significativos, positivos em matemática e ciências e negativos em leitura, com exceção do quantil 90 em matemática e de todos os quantis em leitura para o Brasil que são insignificantes. Assim sendo, há fatores não observáveis que afetam o desempenho e acabam por influenciar a desigualdade.

REFERÊNCIAS

- ANDRADE, M.; FRANCO, C.; CARVALHO, J. P. (2003). Gênero e Desempenho em Matemática ao Final do Ensino Médio: quais relações?. *Estudos em Avaliação Educacional* n. 27, p. 77–96. Disponível em: <https://doi.org/10.18222/ea02720032178>
- ANGHEL, B.; RODRÍGUEZ-PLANAS, N.; SANZ-DE-GALDEANO A. (2019). Culture, Gender, and Math: A Revisitation. *IZA Discussion Paper Series*, n. 12371. Alemanha.
- ARRUDA, L. (2011). Desvendando Desigualdades de Oportunidades em Ciências e em Matemática Relacionadas ao Gênero do Aluno - Uma Aplicação de Modelagem Multinível ao Saeb 99. *Revista Brasileira de Investigação em Educação em Ciências*, v. 2, n.3, p. 84-96.
- ATHEY, S.; KATZ, L. F.; KRUEGER, A. B.; LEVITT, S. (2007). "What does performance in graduate school predict? Graduate economics education and student outcomes.", *American Economic Review Papers & Proceedings*, v. 97, n.2, p. 512-520.
- BARSKY, R.; BOUND, J.; CHARLES, K. K.; LUPTON, J. P. (2002). Accounting for the black–white wealth gap: a nonparametric approach. *Journal of the American Statistical Association*, v. 97, n. 459, p. 663-673.
- BERTOCCHI, G.; BOZZANO, M. (2019). Gender Gaps in Education. *IZA Discussion Paper Series*, No.12724. Alemanha.
- BLINDER, A. S. (1973). Wage discrimination: reduced form and structural variables. *Journal of Human Resources*, v. 8, n. 4, p. 436-455.
- BREDA, T.; JOUINI, E.; NAPP, C. (2018). Societal inequalities amplify gender gaps in math. *Science*, v. 359, n. 6381, p. 1219–1220. doi:10.1126/science.aar2307.
- CARDOSO, L. R.; SANTOS, J. (2014). RELAÇÕES DE GÊNERO EM UM CURRÍCULO DE MATEMÁTICA PARA OS ANOS INICIAIS: QUANTOS CHAVEIROS ELE TEM? *Ensino Em Re-Vista*, v.21, n.2, p.341-352.
- CARRELL, S. E.; PAGE, M. E.; WEST, J. E. (2009): "Sex and science: How professor gender perpetuates the gender gap," *NBER WORKING PAPER SERIES*, working paper, No. 14959. Massachusetts.
- CARVALHO, M. P. (2012). Teses e dissertações sobre gênero e desempenho escolar no Brasil (1993 – 2007): um estado da arte. *Pro-Posições*, Campinas, v. 23, n. 1, v. 67, p. 147-161.
- DICKERSON, A.; MCINTOSH, S.; VALENTE, C. (2015). Do the maths: An analysis of the gender gap in mathematics in Africa. *Economics of Education Review*. v. 46, p. 1-22.
- DINARDO, J; FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T. (1996). Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach. *Econometrica*, v. 64. p. 1001-1044.

- DI TOMMASO, M. L.; MENDOLIA, S.; CONTINI, D. (2016). The Gender Gap in Mathematics Achievement: Evidence from Italian Data. *IZA Discussion Paper Series*, No.10053. Alemanha.
- ERIKSSON, K.; BJÖRNSTJERNA, M.; VARTANOVA, I. (2020). The Relation Between Gender Egalitarian Values and Gender Differences in Academic Achievement. *Frontiers in Psychology*. v. 11, p. 236. doi: 10.3389/fpsyg.2020.00236.
- FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. (2007) Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. *Mimeo*. University of British Columbia.
- FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. (2018). Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. *Econometrics*, v. 6, n. 2, p. 28.
- FORTIN, N.; LEMIEUX, T.; FIRPO, S. (2011). Decomposition methods in economics. *In Handbook of labor economics*. v. 4, p. 1-102. Elsevier.
- FRYER, R. G.; LEVITT, S. D. (2010). An empirical analysis of the gender gap in mathematics. *American Economic Journal: Applied Economics*, v. 2, n. 2, p. 210-240.
- GEVREK, Z. E.; NEUMEIER, C.; GEVREK, D. (2018). Explaining the Gender Test Score Gap in Mathematics: The Role of Gender Inequality. *IZA Discussion Paper Series*, No. 11260. Alemanha. Disponível em: <http://ftp.iza.org/dp11260.pdf>.
- GEVREK, Z.; SEIBERLICH, R. (2014). Semiparametric decomposition of the Gender Achievement Gap: an Application for Turkey, *Labour Economics*, v. 31, p. 27-44.
- GROMADA, A.; REES, G.; CHZHEN, Y.; CUESTA, J.; BRUCKAUF, Z. (2018). ‘Measuring Inequality in Children’s Education in Rich Countries’, *Innocenti Working Paper 2018-18*, UNICEF Office of Research – Innocenti, Florence.
- GUIMARÃES, J.; SAMPAIO, B. (2008). "Mind the Gap: Evidences from Gender Differences in Scores in Brazil,". Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2014/submissao/files_I/i12-ac3a8f487db438fc6278e117ab468a01.pdf.
- GUIO, L.; MONTE F.; SAPIENZA P.; ZINGALES L. (2008). Culture, gender, and math. *Science*. v. 320, n. 5880, p. 1164.
- HALPERN, D. F.; BENBOW, C. P.; GEARY, D. C.; GUR, R. C.; HYDE, J. S.; GERNSBACHER, M.A. (2007) The science of sex differences in science and mathematics. *Psychological Science in the Public Interest*, v. 8, n. 1, p. 1-51.
- HYDE, J. S.; MERTZ, J. E. (2009). Gender, culture, and mathematics performance. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 106, n. 22, p. 8801-8807.
- LE, H. T.; NGUYEN, H. T. (2018). The evolution of the gender test score gap through seventh grade: new insights from Australia using unconditional quantile regression and decomposition. *IZA Discussion Paper Series*, Amsterdam, v. 7, n. 2.

- JUHN, C.; MURPHY, K.M.; PIERCE, B. (1992). Wage inequality and the rise in returns to skill. *Journal of Political Economy*, v. 101, n. 3, p. 410-442.
- MACHIN, S.; PEKKARINEN, T. (2008). Global sex differences in test score variability. *Science*, v. 322, n. 5906, p.1331-1332.
<https://doi.org/10.1126/science.1162573>
- MUNIR, F.; WINTER-EBMER, R. (2018). Decomposing International Gender Test Score Differences. *Departamaent of Economics, Johannes Kepler University of Linz, Working paper No. 1804. Áustria. Disponível em:*
<https://link.springer.com/article/10.1186/s12651-018-0246-8>.
- NOLLENBERGER, N.; RODRÍGUEZ-PLANAS, N. (2017). Let the Girls Learn! It is not Only about Math . . . It's about Gender Social Norms, *Economics of Education Review*, v. 62, p. 230-253. doi: [10.1016/j.econedurev.2017.11.006](https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2017.11.006).
- NOLLENBERGER, N.; RODRIGUEZ-PLANAS, N.; SEVILLA, A. (2016). The math gender gap: The role of culture. *American Economic Review*, v. 106, n. 5, p. 257-261.
- OAXACA, R. L. (1973). Male-female differentials in urban labor market. *International Economic Review*, v. 14, n. 3, p. 693-709.
- OECD (2015). *The ABC of Gender Equality in Education: Aptitude, Behaviour, Confidence*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://dx.doi.org/10.1787/9789264229945-en>.
- OECD (2016). *PISA 2015 Results (Volume II): Policies and Practices for Successful Schools*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://dx.doi.org/10.1787/9789264267510-en>.
- OECD (2018). *Equity in Education: Breaking Down Barriers to Social Mobility*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/9789264073234-en>.
- OECD (2019), *Balancing School Choice and Equity: An International Perspective Based on Pisa*, PISA, OECD Publishing, Paris,
<http://www.oecd.org/publications/balancing-school-choice-and-equity-2592c974-en.htm>.
- OECD (2020), “Girls’ and boys’ performance in PISA”, in *PISA 2018 Results (Volume II): Where All Students Can Succeed*, OECD Publishing, Paris,
<https://www.oecdilibrary.org/docserver/f56f8c26en.pdf?expires=1598906617&id=id&ccname=guest&checksum=DC24C9B32CBFBAEAC2B9DA4ADF56D55C>.
- OLIVEIRA, E. R. B.; UNBEHAUM, S.; GAVA, T. (2019). A EDUCAÇÃO STEM E GÊNERO: UMA CONTRIBUIÇÃO PARA O DEBATE BRASILEIRO. *Cadernos de Pesquisa*, v. 49 n. 171, São Paulo.
- POPE, D. G.; SYDNOR, J. R. (2010). Geographic variation in the gender differences in test scores. *Journal of Economic Perspectives*, v. 24, n. 2, p. 95-108.
- QUINN, D. M.; COOC, N. (2015). “Science Achievement Gaps by Gender and Race/Ethnicity in Elementary and Middle School: Trends and Predictors.” *Educational Researcher*, v. 44, n. 6, p. 336-346. doi: [10.3102/0013189X15598539](https://doi.org/10.3102/0013189X15598539).

STOET G.; GEARY, D. C. (2013). Sex Differences in Mathematics and Reading Achievement Are Inversely Related: Within- and Across-Nation Assessment of 10 Years of PISA Data. *PLoS ONE* v. 8, n. 3, p. e57988. doi:10.1371/journal.pone.0057988.

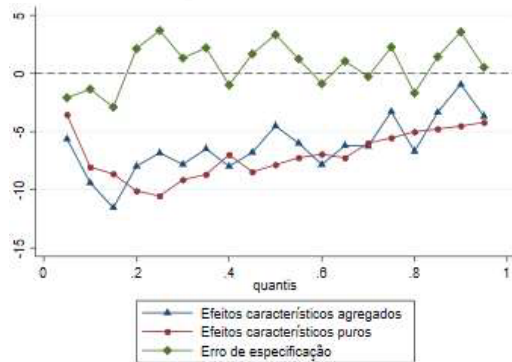
TILLMANN, E.; COMIN, F. V. (2019). *ASSESSING THE GENDER GAP ON ACADEMIC ACHIEVEMENT IN BRAZIL*. Disponível em:
https://www.anpec.org.br/sul/2019/submissao/files_I/i2cfaece09b283fb08b1e1e584a9d238d6.pdf.

TURNER, S. E.; BOWEN, W. G. (1999). Choice of major: The changing (unchanging) gender gap. *Industrial and Labor Relations Review*, v. 52, n. 2, p. 289-313.

UNESCO Institute for statistics. (2018). *Handbook on Measuring Equity in Education*. Montreal. Disponível em:
<http://uis.unesco.org/sites/default/files/documents/handbook-measuring-equity-education-2018-en.pdf>.

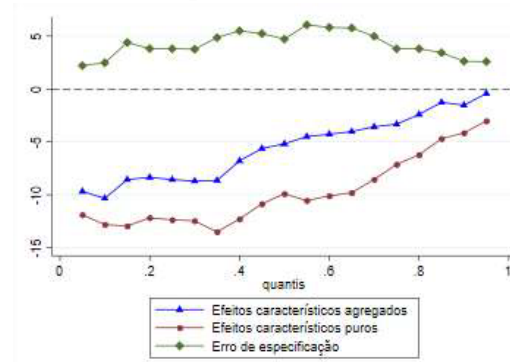
APÊNDICE N

Gráfico N.1.1 - Decomposição dos efeitos característicos para o Brasil em matemática.



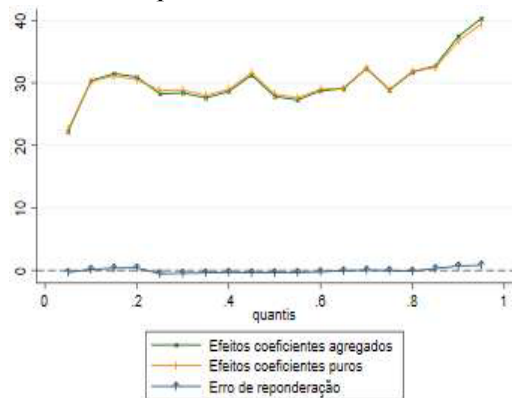
Fonte: elaborado pelo autor.

Gráfico N.1.2 - Decomposição dos efeitos característicos para a OCDE em matemática.



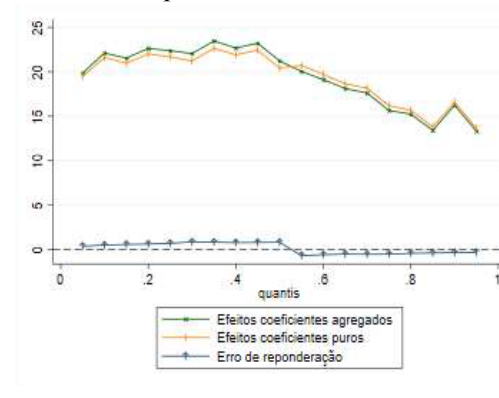
Fonte: elaborado pelo autor.

Gráfico N.1.3 - Decomposição dos efeitos coeficientes para o Brasil em matemática.



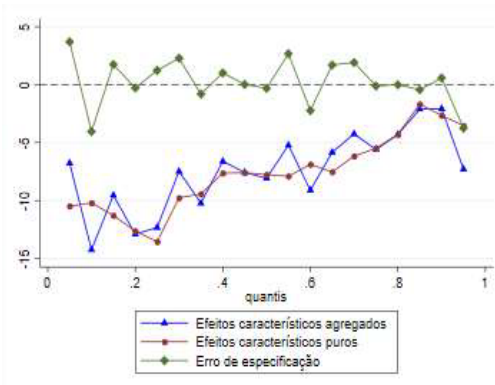
Fonte: elaborado pelo autor.

Gráfico N.1.4 - Decomposição dos efeitos coeficientes para OCDE em matemática



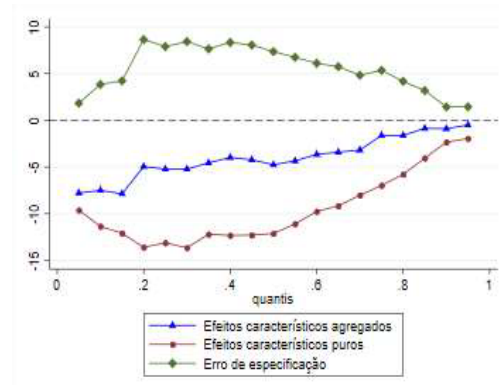
Fonte: elaborado pelo autor.

Gráfico N.2.1 - Decomposição dos efeitos característicos do Brasil em ciências.



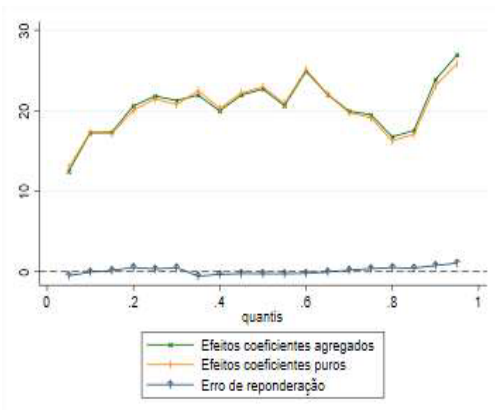
Fonte: elaboração própria.

Gráfico N.2.2 - Decomposição dos efeitos característicos da OCDE em ciências.



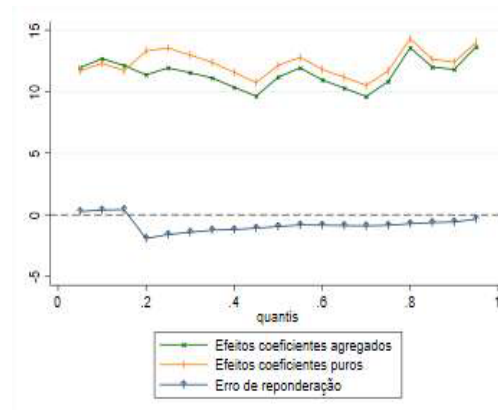
Fonte: elaboração própria.

Gráfico N.2.3 – Decomposição dos efeitos coeficientes do Brasil em ciências.



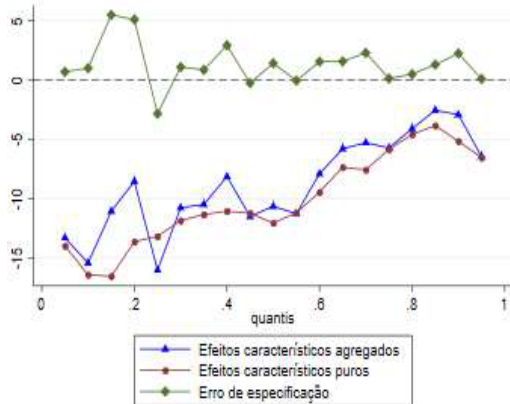
Fonte: elaboração própria.

Gráfico N.2.4 – Decomposição dos efeitos coeficientes da OCDE em ciências.



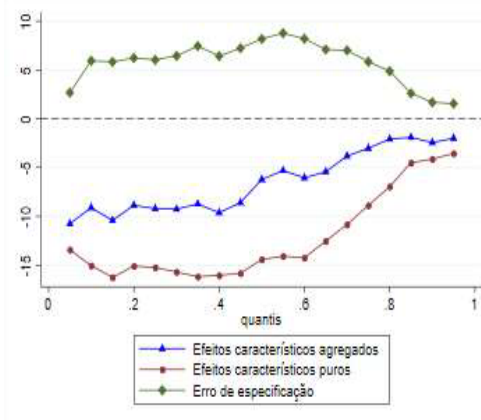
Fonte: elaboração própria.

Gráfico N.3.1 - Decomposição dos efeitos característicos para o Brasil em leitura.



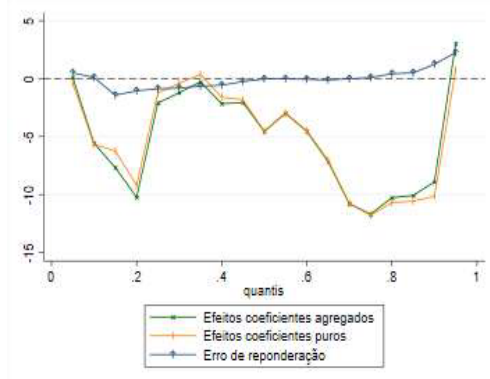
Fonte: elaboração própria do autor.

Gráfico N.3.2 - Decomposição dos efeitos característicos para a OCDE em leitura.



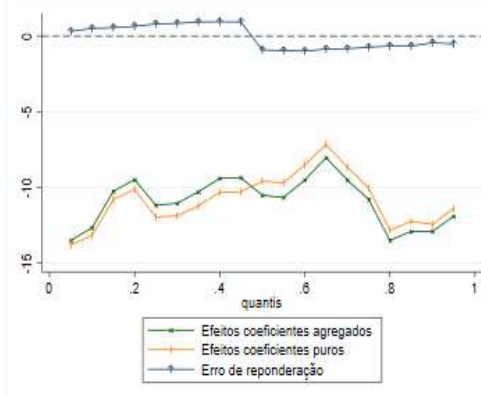
Fonte: elaboração própria do autor.

Gráfico N.3.3 – Decomposição dos efeitos coeficientes para o Brasil em leitura.



Fonte: elaboração própria do autor.

Gráfico N.3.4 – Decomposição dos efeitos coeficientes para a OCDE em leitura.



Fonte: elaboração própria do autor.

APÊNDICE O

Tabela O.1 – Decomposição das regressões FIR em matemática para o Brasil.

Variáveis	Efeito característico				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	0,155	-0,140	-0,01	0,37	0,31
<i>grade8</i>	-2,569*	-1,439*	-0,92*	-0,37	-0,39
<i>grade9</i>	-0,994	-1,125	-1,83*	-1,48	-1,14
<i>grade10</i>	-0,421	-0,268	-0,42	-0,38	-0,38
<i>grade11</i>	2,219*	0,788	0,45	0,55	0,93
<i>edm1</i>	0,026	0,000	0,01	-0,01	-0,01
<i>edm2</i>	0,974	0,404	0,73	0,23	-0,53
<i>edp1</i>	0,208	-0,019	-0,01	0,02	0,13
<i>edp2</i>	-0,478	-0,757	-0,15	-0,25	0,03
<i>livro10</i>	0,583	-0,021	-1,70*	-1,28	-1,10
<i>livro25</i>	-0,137	-0,084	0,46	0,29	0,23
<i>livro100</i>	-0,160	-0,082	0,05	0,04	-0,03
<i>livro101</i>	-0,314	-0,090	0,21	-0,07	-0,48
<i>pns</i>	0,021	-0,010	0,15	0,05	0,29
<i>lfc</i>	0,176*	-0,051	-0,11	-0,06	-0,23
<i>rep</i>	-4,737*	-4,677*	-3,22*	-3,11*	-1,91
<i>motv</i>	-0,676	-0,528	-0,16	0,49	1,46
<i>iii</i>	-0,857*	-1,131*	-0,80*	-0,31	0,07
<i>effort1</i>	-1,048	-0,431	-0,06	-0,20	-0,76
<i>hisei</i>	-0,159	0,160	0,32	0,29	0,51
<i>escs</i>	0,365	1,087	0,13	-0,10	0,91
<i>wealth</i>	2,399*	-0,155	1,79*	3,01*	1,04
<i>qac</i>	0,165	0,189	0,20	-0,28	-0,63
<i>tev</i>	0,005	0,037	0,08	-0,00	-0,13
<i>stratio</i>	-0,462	-1,203*	-0,96*	-1,48*	-0,90
<i>proatce</i>	0,038	0,028	0,04	0,04	0,03
<i>epub</i>	0,011	0,056	0,06	0,07	0,18
<i>efi</i>	-0,294	-0,162	-0,12	-0,25	-0,56
<i>eaf</i>	0,019	0,126	0,15	0,23	0,22
<i>tge</i>	-0,723	0,071	-0,17	0,30	0,22
<i>icefd</i>	-0,210	-0,083	0,13	0,46	0,45
<i>itdl</i>	-0,175	-0,135	-0,76*	-0,78	-1,73*
<i>iaje</i>	-0,127	-0,124	-0,09	-0,21	-0,30

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.2 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para o Brasil

Variáveis	Efeito coeficiente				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	183,809	260,591	444,87	-319,63	-347,04
<i>grade8</i>	-1,195	-0,106	-0,21	0,84	-1,02
<i>grade9</i>	0,966	-0,635	-1,50	1,95	-1,57
<i>grade10</i>	-5,679	-5,070	-4,56	5,91	-5,88
<i>grade11</i>	-12,338	-11,058	-6,54	9,93	-3,45
<i>edm1</i>	0,874	-1,282	0,52	0,06	0,36
<i>edm2</i>	19,704	2,618	25,09	13,81	3,78
<i>edp1</i>	-7,535*	-0,432	0,17	-2,07	-2,26
<i>edp2</i>	-19,891	-2,732	-8,64	-14,93	3,20
<i>livro10</i>	13,315*	8,782	-5,28	11,55	24,85*
<i>livro25</i>	11,026*	8,303*	-0,04	4,66	15,96
<i>livro100</i>	8,285*	1,808	-3,16	1,35	18,07*
<i>livro101</i>	1,706	0,165	-1,08	1,04	3,56
<i>pns</i>	24,565	74,185	0,50	-5,60	-150,32
<i>lfc</i>	-27,672	-0,192	30,73	10,72	21,14
<i>rep</i>	-4,460	-1,785	-1,59	-3,56	2,90
<i>motv</i>	-43,504	-11,019	-1,81	-32,72	-25,76
<i>iii</i>	-25,286*	-15,457*	-10,67	-5,37	-3,74
<i>effort1</i>	37,299	-22,884	-9,54	-27,52	-18,60
<i>hisei</i>	0,113	9,731	-5,37	4,67	1,24
<i>escs</i>	4,790	8,935	5,51	9,06	3,72
<i>wealth</i>	-13,981	-22,875*	-15,20	-19,66*	-7,63
<i>qac</i>	48,719	-7,440	1,19	18,72	22,50
<i>tev</i>	-4,520	-3,100	-5,32*	1,10	5,54
<i>stratio</i>	-13,280	-21,924*	-25,88*	-22,83*	-0,96
<i>proatce</i>	-10,738	-20,327	-8,62	14,06	16,84
<i>epub</i>	-7,212	-5,836	4,17	8,35	-17,03
<i>efi</i>	-13,123	2,287	-5,53	-18,53	-46,18*
<i>eaf</i>	-4,432	-2,759	-21,10	-10,40	1,72
<i>tge</i>	-6,297	-10,136	-3,83	-1,02	-9,92
<i>icefd</i>	3,534	4,717	-0,43	8,76	-8,83
<i>itd1</i>	-25,280	-30,285	-18,45	-21,48	-15,95
<i>iaje</i>	-3,188	-6,043	-15,28*	2,44	16,45*

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.3 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para o Brasil

Variáveis	Erro de especificação				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	-218,978	-85,535	-66,62	143,27	129,92
<i>grade8</i>	-0,150	-0,075	-0,23	-0,83	-0,30
<i>grade9</i>	-1,113	1,279	-0,14	-1,60*	-0,54
<i>grade10</i>	-1,655	2,323	2,74	-3,69	-0,11
<i>grade11</i>	-1,511	4,326	4,26	-6,53	-3,99
<i>edm1</i>	-0,267	0,411	0,59	0,56	0,24
<i>edm2</i>	-0,498	0,585	-6,92	-1,00	0,06
<i>edp1</i>	3,396*	-2,832*	-0,07	-0,13	-1,53
<i>edp2</i>	11,662*	-18,994*	-0,70	-2,79	-9,82
<i>livro10</i>	-3,872	-0,367	1,96	-4,64	-7,87
<i>livro25</i>	-4,832	-2,094	0,30	-0,97	-3,65
<i>livro100</i>	-2,785	1,146	1,25	-2,12	-4,13
<i>livro101</i>	-0,476	0,685	0,41	-0,12	-0,97
<i>pns</i>	14,404	14,766	-20,55	22,79	27,99
<i>lfc</i>	-7,158	-5,551	-30,19*	-18,29	-4,64
<i>rep</i>	1,149	-1,011	0,51	-0,07	-2,17*
<i>motv</i>	11,974	25,925*	-0,21	21,84	15,60
<i>iii</i>	7,615*	-2,304	-0,76	1,57	2,85
<i>effort1</i>	12,580	9,471	-28,28*	-15,01	10,37
<i>hisei</i>	-2,872	-0,895	1,59	-9,54	0,49
<i>escs</i>	3,028	-8,236	-4,40	-3,94	-4,08
<i>wealth</i>	-5,001	14,883*	10,19*	4,80	5,14
<i>qac</i>	-12,114	7,013	1,18	-4,81	-28,05
<i>tev</i>	4,553	0,563	0,79	0,94	-0,13
<i>stratio</i>	2,329	1,277	4,89	4,96	7,04
<i>proatce</i>	6,370	10,504	15,78*	-0,09	-2,50
<i>epub</i>	-1,996	3,919	-0,41	4,71	21,52*
<i>efi</i>	9,288	-8,314	-5,00	-4,65	-13,69*
<i>eaf</i>	4,867	-7,124	10,56	-0,86	11,70
<i>tge</i>	10,774	-7,102	5,61	-3,32	3,75
<i>icefd</i>	-19,411	-17,063	-10,46	3,53	0,70
<i>itd1</i>	18,144	20,414*	26,36*	14,32	17,16*
<i>iaje</i>	-1,097	-2,550	2,18	-0,26	-1,40
<i>const.</i>	178,601	69,840	66,416	-153,269	-148,494

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.4 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para o Brasil

Variáveis	Erro de reponderação				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	0,012	0,027	0,01	-0,06	-0,05
<i>grade8</i>	-0,334	-0,187	-0,11	0,01	-0,03
<i>grade9</i>	-0,041	-0,252	-0,23	-0,07	-0,11
<i>grade10</i>	0,113	0,130	0,19	0,06	0,13
<i>grade11</i>	0,003	0,002	0,00	-0,00	0,00
<i>edm1</i>	-0,029	0,004	-0,01	0,01	0,01
<i>edm2</i>	-0,085	-0,032	-0,09	-0,02	0,05
<i>edp1</i>	-0,068	0,039	0,00	-0,00	0,01
<i>edp2</i>	0,326	-0,119	0,03	0,02	-0,17
<i>livro10</i>	-0,167	-0,004	0,30	0,11	0,02
<i>livro25</i>	-0,007	-0,003	0,01	0,00	0,00
<i>livro100</i>	-0,007	-0,002	0,00	-0,00	-0,00
<i>livro101</i>	0,231	-0,048	-0,17	0,05	0,39
<i>pns</i>	0,012	0,007	0,01	0,02	0,07
<i>lfc</i>	-0,001	0,001	0,00	0,00	0,00
<i>rep</i>	0,048	0,036	0,03	0,03	0,01
<i>motv</i>	-0,010	0,017	-0,01	0,05	0,08
<i>iii</i>	0,406	0,296	0,23	0,12	0,03
<i>effort1</i>	0,072	0,019	0,08	0,06	0,05
<i>hisei</i>	0,035	-0,065	-0,10	-0,18	-0,18
<i>escs</i>	-0,144	-0,001	0,09	0,12	-0,07
<i>wealth</i>	-0,357	-0,523	-0,79	-0,86	-0,43
<i>qac</i>	0,001	-0,012	-0,01	0,01	0,04
<i>tev</i>	-0,020	-0,011	-0,02	0,00	0,03
<i>stratio</i>	0,039	0,080	0,08	0,11	0,09
<i>proatce</i>	-0,019	-0,020	-0,03	-0,01	-0,01
<i>epub</i>	0,000	0,014	0,01	0,02	0,06
<i>efi</i>	0,109	0,007	0,01	0,04	0,09
<i>eaf</i>	0,026	0,026	0,10	0,09	0,13
<i>tge</i>	0,028	0,016	0,00	-0,01	-0,03
<i>icefd</i>	0,000	-0,003	-0,01	-0,02	-0,02
<i>itd1</i>	-0,096	-0,127	0,01	0,11	0,38
<i>iaje</i>	0,123	0,137	0,06	0,18	0,27
<i>const.</i>	-34,391	-99,116	-275,565	391,536	524,311

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.5 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para a OCDE

Variáveis	Efeito característico				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	0,01	-0,00	0,01	0,00	-0,00
<i>grade8</i>	-0,52*	-0,41*	-0,46*	-0,62*	-0,99*
<i>grade9</i>	-1,34*	-1,57*	-1,68*	-2,61*	-4,46*
<i>grade10</i>	0,61	0,99*	1,25*	2,20*	3,70*
<i>grade11</i>	0,34	0,44*	0,49	0,83*	1,55*
<i>edm1</i>	-0,18	-0,02	0,01	0,02	0,01
<i>edm2</i>	0,32	0,01	-0,07	-0,08	0,00
<i>edp1</i>	0,07	-0,01	0,06	0,05	0,00
<i>edp2</i>	-0,11	0,01	0,02	-0,02	-0,05
<i>livro10</i>	-0,82*	-0,81*	-0,80*	-0,72*	-0,63*
<i>livro25</i>	-0,25	-0,32	-0,43	-0,51	-0,50
<i>livro100</i>	0,00	0,06	0,14	0,22*	0,27*
<i>livro101</i>	0,01	-0,01	-0,02	-0,06	-0,10
<i>pns</i>	0,01	0,01	0,01	0,00	0,00
<i>lfc</i>	-0,03	-0,02	-0,02	-0,00	0,00
<i>rep</i>	-2,67*	-2,51*	-1,68*	-1,25*	-0,93*
<i>motv</i>	-0,37	-0,31	-0,12	0,15	0,18
<i>iii</i>	-0,64*	-0,67*	-0,50*	-0,50*	-0,46*
<i>effort1</i>	-0,35	-0,25	-0,03	0,28	0,37
<i>hisei</i>	0,24	0,26*	0,23*	0,28*	0,28*
<i>escs</i>	0,16	0,49*	0,68*	0,70*	0,71*
<i>wealth</i>	0,86*	0,38	-0,25	-0,48*	-0,91*
<i>qac</i>	-0,00	-0,02	-0,02	-0,01	-0,01
<i>tev</i>	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
<i>stratio</i>	0,11	0,02	-0,03	0,01	0,00
<i>proatce</i>	-0,25*	-0,36*	-0,40*	-0,37*	-0,29*
<i>epub</i>	-0,01	0,01	0,02	-0,06	0,03
<i>efi</i>	0,00	-0,01	-0,00	0,00	0,01
<i>eaf</i>	-0,17	0,29*	0,18	0,28*	-0,21
<i>tge</i>	-6,34*	-6,40*	-5,31	-3,56	-1,77
<i>icefd</i>	0,10	0,09	-0,12	-0,11	-0,13
<i>itd1</i>	-0,04	-0,03	-0,03	-0,03	-0,02
<i>iaje</i>	0,04	0,05	0,05	0,04	0,04

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.6 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para a OCDE

Variáveis	Efeito coeficiente				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	27,45	-167,38	-125,18	-105,75	-171,43
<i>grade8</i>	-0,85	-0,63*	-0,33	-0,80*	-0,32
<i>grade9</i>	-11,15	-9,91*	-5,42	-11,90*	-4,77
<i>grade10</i>	-50,42	-40,09*	-18,47	-50,08*	-16,58
<i>grade11</i>	-10,27	-7,88*	-3,71	-9,04*	-1,58
<i>edm1</i>	3,92*	1,40	0,15	-0,22	-0,09
<i>edm2</i>	31,65*	6,50	-1,16	-1,34	8,96
<i>edp1</i>	-1,04	-0,45	-0,98	-1,37*	-0,40
<i>edp2</i>	-15,09	-0,49	-1,95	-7,75	-4,70
<i>livro10</i>	-2,32	-0,66	1,01	0,65	-2,48
<i>livro25</i>	1,02	2,10*	2,07	0,31	-2,44
<i>livro100</i>	1,28	0,64	-0,90	-1,79	-4,77*
<i>livro101</i>	-0,03	0,13	-1,10	-1,90	-0,30
<i>pns</i>	-5,05	3,04	-3,98	-10,23	2,76
<i>lfc</i>	-5,98	-4,05	-3,07	-1,15	-5,56
<i>rep</i>	1,58	0,24	0,78*	-0,03	-0,27
<i>motv</i>	-0,28	-8,08	-10,33	-35,21*	-25,87*
<i>iii</i>	-0,40	-1,78	4,57	4,16	2,48
<i>effort1</i>	24,86	-0,16	-5,01	-36,43*	-35,87*
<i>hisei</i>	12,03	4,92	10,15	3,65	10,60
<i>escs</i>	1,62	0,64	1,27	0,91	1,05
<i>wealth</i>	-1,65*	-0,33	0,50	0,48	1,06
<i>qac</i>	13,51	5,75	5,35	14,72*	10,02
<i>tev</i>	-1,27	-0,21	-1,05	-1,83*	-0,77
<i>stratio</i>	1,66	8,57*	3,84	1,45	-0,43
<i>proatce</i>	0,74	6,33	9,61*	6,16	5,72
<i>epub</i>	0,82	-3,77	0,12	10,05	-0,31
<i>efi</i>	5,82	11,01	-2,02	4,32	-0,41
<i>eaf</i>	-18,82	-11,45	10,37	-14,41	-1,41
<i>tge</i>	-0,13	0,22	1,53	-7,59*	-4,88*
<i>icefd</i>	-3,54	-14,75	-29,19*	-1,85	-0,24
<i>itd1</i>	-9,04	-6,97	-11,36	-18,23*	-11,60
<i>iaje</i>	-4,43	-3,23	-1,08	-2,18	-2,67

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.7 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para a OCDE

Variáveis	Erro de especificação					
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90	
<i>age</i>	6,52	-68,09	-14,71	-22,52	-0,10	
<i>grade8</i>	0,05	0,14	-0,08	-0,10	-0,96	
<i>grade9</i>	-0,42	0,18	-1,22	-1,62	-14,32	
<i>grade10</i>	1,81	1,81	-4,39	-6,34	-65,27	
<i>grade11</i>	-0,33	0,29	-0,31	-1,10	-11,44	
<i>edm1</i>	-0,22	-0,10	0,06	-0,01	0,04	
<i>edm2</i>	-3,90	-2,66	2,20	1,96	1,92	
<i>edp1</i>	0,03	0,13	-0,20	-0,09	-0,15	
<i>edp2</i>	2,00	-1,70	-1,05	-1,42	-1,23	
<i>livro10</i>	1,05	0,84	-0,96	-0,39	-0,26	
<i>livro25</i>	0,17	0,24	-0,42	-0,37	-0,26	
<i>livro100</i>	1,14	0,52	-0,15	0,03	-0,54	
<i>livro101</i>	0,12	1,07*	1,30*	1,33*	0,70	
<i>pns</i>	0,42	2,07	7,15*	4,58	-0,91	
<i>lfc</i>	4,81	2,77	1,05	0,67	2,00	
<i>rep</i>	0,84	-0,01	-0,34*	-0,08	-0,03	
<i>motv</i>	2,73	11,09*	11,09*	8,37*	7,04*	
<i>iii</i>	-0,42	0,60	0,50	-0,96	-1,86	
<i>effort1</i>	-6,07	1,13	1,49	3,66	-5,10	
<i>hisei</i>	0,67	2,16	2,85	1,26	-0,64	
<i>escs</i>	-0,23	0,01	0,30	0,21	0,12	
<i>wealth</i>	0,47	0,40	0,22	0,18	0,17	
<i>qac</i>	-0,30	-1,71	-5,68*	-2,58	-5,83*	
<i>tev</i>	-0,75	0,37	-0,60*	-0,00	-0,32	
<i>stratio</i>	-0,71	-1,58	0,64	-0,98	-0,12	
<i>proatce</i>	-3,10	-0,35	1,24	-0,36	-1,86	
<i>epub</i>	-1,99	0,21	0,01	-1,73	2,23	
<i>efi</i>	-0,49	4,56	8,52*	0,97	1,92	
<i>eaf</i>	15,50*	1,39	2,63	6,03	-3,62	
<i>tge</i>	21,44*	20,42*	15,49*	19,25*	10,64	
<i>icefd</i>	-6,48	1,80	7,18	-1,87	0,96	
<i>itd1</i>	-3,89	0,43	-0,84	-0,39	0,07	
<i>iaje</i>	4,07	2,19	0,71	-0,37	0,98	
<i>const.</i>	-36,479	27,427	-26,830	3,664	16,387	

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.8 – Decomposição Oaxaca FIR de matemática para a OCDE

Variáveis	Erro de reponderação				
	0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
<i>age</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>grade8</i>	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01
<i>grade9</i>	0,08	0,10	0,09	0,14	0,09
<i>grade10</i>	-0,16	-0,24	-0,25	-0,46	-0,31
<i>grade11</i>	0,10	0,14	0,14	0,22	0,13
<i>edm1</i>	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>edm2</i>	-0,02	0,00	0,01	0,01	0,00
<i>edp1</i>	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>edp2</i>	-0,01	0,00	0,00	-0,00	0,00
<i>livro10</i>	0,08	0,07	0,06	0,06	0,05
<i>livro25</i>	-0,18	-0,24	-0,29	-0,35	-0,35
<i>livro100</i>	0,02	0,05	0,09	0,15	0,18
<i>livro101</i>	0,00	0,00	0,00	0,01	0,02
<i>pns</i>	-0,01	-0,01	0,00	0,01	-0,01
<i>lfc</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>rep</i>	0,08	0,06	0,04	0,03	0,02
<i>motv</i>	0,01	0,00	-0,01	-0,01	-0,01
<i>iii</i>	0,12	0,13	0,10	0,09	0,07
<i>effort1</i>	0,07	0,03	0,00	-0,06	-0,04
<i>hisei</i>	0,04	0,04	0,03	0,04	0,05
<i>escs</i>	0,02	0,07	0,11	0,10	0,10
<i>wealth</i>	-0,11	-0,06	0,02	0,04	0,09
<i>qac</i>	0,00	0,03	0,04	0,02	-0,01
<i>tev</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>stratio</i>	0,05	-0,01	-0,01	0,00	0,00
<i>proatce</i>	0,02	0,03	0,03	0,03	0,02
<i>epub</i>	0,01	0,00	-0,01	0,02	-0,02
<i>efi</i>	-0,01	0,02	-0,02	-0,01	-0,04
<i>eaf</i>	0,10	0,09	0,06	0,10	0,05
<i>tge</i>	0,29	0,44	0,54	-0,70	-0,48
<i>icefd</i>	-0,07	-0,03	0,08	0,04	0,07
<i>itd1</i>	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
<i>iaje</i>	0,00	-0,02	-0,02	-0,02	-0,02
<i>const.</i>	41,942	262,015*	214,953*	286,588*	-68,013

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.9 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para o Brasil

Variáveis	Efeitos característicos				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	0,27	0,07	0,33	0,23	0,17
<i>grade8</i>	-2,24*	-1,51*	-1,46*	-0,55	-0,83
<i>grade9</i>	-2,47*	-1,63	-3,74*	-2,39*	-2,60
<i>grade10</i>	-0,79	-0,54	-1,03	-0,81	-1,19
<i>grade11</i>	2,04*	1,66	2,76	1,80	3,42
<i>edm1</i>	0,01	0,01	-0,00	-0,01	-0,02
<i>edm2</i>	0,07	-0,34	0,61	0,08	-0,42
<i>edp1</i>	-0,10	0,05	-0,34	-0,06	0,31
<i>edp2</i>	0,49	-0,23	0,82	0,09	-0,30
<i>livro10</i>	-0,44	-1,12*	-1,73*	-0,39	0,71
<i>livro25</i>	-0,11	0,12	0,45	-0,02	-0,50
<i>livro100</i>	-0,05	-0,00	0,05	-0,12	-0,26
<i>livro101</i>	-0,15	0,08	-0,10	-0,02	-0,48
<i>pns</i>	-0,02	-0,16	0,04	-0,07	0,05
<i>lfc</i>	0,13	0,08	-0,13	-0,23	-0,09
<i>rep</i>	-3,97*	-5,92*	-3,26*	-2,31*	-0,74
<i>motv</i>	-1,21	-1,24	0,30	0,97	1,01
<i>iii</i>	-1,07*	-0,91*	-1,00*	-0,24	-0,47
<i>effort1</i>	-0,44	-0,17	0,20	-0,50	-1,23*
<i>hisei</i>	0,50	-0,02	0,43	0,10	-0,15
<i>escs</i>	-2,26	0,10	-1,63	0,50	1,33
<i>wealth</i>	3,40*	-0,03	3,56*	2,13*	2,23
<i>qac</i>	0,67	0,26	0,14	-0,48	-0,82
<i>tev</i>	0,03	0,10	0,13	0,06	0,00
<i>stratio</i>	-0,33	-0,89	-0,97*	-1,87*	-1,49*
<i>proatce</i>	-0,02	-0,06	-0,03	0,02	-0,02
<i>epub</i>	0,05	0,07	0,09	0,08	0,10
<i>efi</i>	-0,67	-0,40	-0,36	-0,26	-0,13
<i>eaf</i>	0,16	0,23	0,24	0,21	0,25
<i>tge</i>	-0,03	0,28	-0,13	-0,11	0,40
<i>icefd</i>	-0,30	0,01	-0,00	0,34	0,71
<i>itd1</i>	0,45	-0,32	-0,72	-0,86*	-1,28*
<i>iaje</i>	-0,00	-0,06	-0,17	-0,17	-0,20

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.10 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para o Brasil

Variáveis	Efeito coeficiente				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	-520,49	-138,03	195,87	63,11	-354,79
<i>grade8</i>	-0,46	-0,36	-0,08	0,20	-1,32
<i>grade9</i>	-0,64	1,97	-0,82	0,05	-2,14
<i>grade10</i>	-14,52	-7,45	-1,11	7,37	-15,39
<i>grade11</i>	-15,44	-18,70	-6,10	9,60	-7,11
<i>edm1</i>	0,46	1,18	0,33	-2,12	-1,19
<i>edm2</i>	6,73	-5,75	8,80	6,50	2,20
<i>edp1</i>	-0,68	1,49	1,72	-2,20	-3,68
<i>edp2</i>	2,91	-1,06	12,08	-7,99	-5,84
<i>livro10</i>	6,85	-6,09	1,56	12,00	22,07
<i>livro25</i>	6,16	-1,53	1,08	7,63	9,71
<i>livro100</i>	1,95	-1,94	0,09	6,17	13,21
<i>livro101</i>	0,66	0,01	0,33	-0,77	0,21
<i>pns</i>	43,79	48,27	15,21	-20,95	-51,14
<i>lfc</i>	40,46	1,00	24,95	28,57	24,80
<i>rep</i>	-2,93	-6,28*	-1,93	2,65	3,73
<i>motv</i>	-28,09	-38,48	-15,19	-43,15	3,48
<i>iii</i>	-11,11	-7,74	-13,84*	-10,33	-11,81
<i>effort1</i>	-16,70	-30,59	-73,67*	-14,71	16,98
<i>hisei</i>	34,67*	7,73	-8,34	-34,50*	-15,48
<i>escs</i>	18,85	11,20	13,21	1,39	0,63
<i>wealth</i>	-15,67	-12,04	-20,03*	-9,93	-14,97
<i>qac</i>	-16,31	11,04	-0,20	44,73	18,80
<i>tev</i>	-3,22	-8,80*	-8,06*	-2,66	-0,73
<i>stratio</i>	5,10	-4,71	-13,27	-25,17*	-7,24
<i>proatce</i>	-7,26	8,38	20,94	-4,98	3,65
<i>epub</i>	-15,45	7,29	7,15	7,78	15,08
<i>efi</i>	-11,01	-16,84	-42,99*	-40,92*	-25,20
<i>eaf</i>	-30,92	-20,01	-15,73	-27,33	-25,12
<i>tge</i>	-8,44	-8,58	-0,98	-2,05	-3,57
<i>icefd</i>	-17,73	3,72	-17,22	-23,61	9,70
<i>itd1</i>	-15,47	-8,15	-13,57	2,96	12,07
<i>iaje</i>	-13,49*	-9,84*	-3,51	-3,60	6,68

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.11 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para o Brasil

Variáveis	Erro de especificação				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	391,60*	304,85*	-32,35	-79,11	121,46
<i>grade8</i>	-0,04	-0,02	-0,51	-0,79	-0,62
<i>grade9</i>	-0,43	-0,35	-0,66	-1,59	-1,19
<i>grade10</i>	4,05	7,97*	-2,41	-6,32	-2,42
<i>grade11</i>	1,47	7,75*	-4,64	-7,63	-6,77
<i>edm1</i>	-1,77	-2,33	-0,76	-0,06	0,51
<i>edm2</i>	-1,06	-10,01	-2,73	-12,00	-1,94
<i>edp1</i>	-1,45	-0,68	-0,09	0,09	-0,44
<i>edp2</i>	-4,30	-1,49	-0,97	-0,67	-5,31
<i>livro10</i>	4,87	4,33	-2,65	2,20	2,61
<i>livro25</i>	3,28	4,17*	-1,34	2,18	4,22
<i>livro100</i>	2,65	1,48	-2,31	0,88	3,08
<i>livro101</i>	0,03	-0,19	0,28	0,45	0,86
<i>pns</i>	-21,88	10,58	-45,35	1,29	-5,04
<i>lfc</i>	-25,40	6,42	-12,47	-19,71	-19,54
<i>rep</i>	-0,03	-1,46	-0,22	-0,74	-0,60
<i>motv</i>	5,39	22,09	3,66	18,74	23,14
<i>iii</i>	3,18	-4,43	-0,07	3,49	4,61
<i>effort1</i>	19,75	17,14	-1,36	-9,83	-14,30
<i>hisei</i>	-6,68	-11,37	6,33	9,83	-11,32
<i>escs</i>	2,64	-5,49	0,78	-2,79	-7,28
<i>wealth</i>	-9,43	12,27	5,51	1,59	3,78
<i>qac</i>	-10,21	-10,44	-5,32	-25,22*	-23,06
<i>tev</i>	-0,60	2,34	0,96	1,02	1,77
<i>stratio</i>	1,70	-0,00	6,95*	4,40	2,93
<i>proatce</i>	6,43	15,39*	13,06	2,40	5,41
<i>epub</i>	2,86	-13,28	-4,92	2,21	-2,85
<i>efi</i>	-15,23	13,42	7,61	7,51	-1,62
<i>eaf</i>	1,02	1,06	2,54	8,42	10,33
<i>tge</i>	8,56	-7,08	1,65	14,18	6,63
<i>icefd</i>	-18,54	-3,39	-4,10	4,55	-2,61
<i>itd1</i>	-8,41	5,17	6,66	11,84	-0,96
<i>iaje</i>	1,15	5,47*	1,53	-0,25	-3,16
<i>const.</i>	-119,919	-346,171*	64,767	71,155	-95,274

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.12 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para o Brasil

Variáveis	Erro de reponderação					
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90	
<i>age</i>	-0,08	-0,05	-0,03	-0,02	-0,03	
<i>grade8</i>	-0,30	-0,20	-0,16	-0,02	-0,07	
<i>grade9</i>	-0,29	-0,19	-0,44	-0,19	-0,25	
<i>grade10</i>	0,34	0,32	0,31	0,16	0,36	
<i>grade11</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
<i>edm1</i>	-0,03	-0,04	-0,01	0,01	0,03	
<i>edm2</i>	-0,01	-0,01	-0,06	-0,05	0,03	
<i>edp1</i>	0,03	0,00	0,04	0,01	-0,03	
<i>edp2</i>	-0,20	0,04	-0,24	-0,03	-0,01	
<i>livro10</i>	0,16	0,26	0,22	0,10	-0,06	
<i>livro25</i>	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	
<i>livro100</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,01	
<i>livro101</i>	0,08	-0,02	0,01	-0,05	0,13	
<i>pns</i>	-0,02	-0,02	-0,02	-0,01	0,01	
<i>lfc</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
<i>rep</i>	0,04	0,05	0,03	0,02	0,00	
<i>motv</i>	-0,04	-0,02	0,02	0,07	0,07	
<i>iii</i>	0,38	0,19	0,30	0,14	0,23	
<i>effort1</i>	-0,01	-0,03	-0,02	0,07	0,16	
<i>hisei</i>	-0,23	-0,08	-0,11	0,04	-0,04	
<i>escs</i>	0,36	0,12	0,29	-0,03	-0,07	
<i>wealth</i>	-0,42	-0,45	-1,01	-0,54	-0,65	
<i>qac</i>	-0,02	0,00	0,00	0,04	0,05	
<i>tev</i>	-0,01	-0,03	-0,04	-0,02	-0,01	
<i>stratio</i>	0,03	0,06	0,09	0,13	0,10	
<i>proatce</i>	0,00	0,00	0,00	-0,01	0,00	
<i>epub</i>	0,01	0,00	0,01	0,02	0,02	
<i>efi</i>	0,11	0,15	0,12	0,09	0,03	
<i>eaf</i>	0,07	0,10	0,11	0,12	0,14	
<i>tge</i>	-0,02	0,00	0,01	-0,03	-0,05	
<i>icefd</i>	0,00	0,00	0,00	-0,01	-0,03	
<i>itd1</i>	-0,07	0,05	0,16	0,16	0,39	
<i>iaje</i>	-0,01	-0,01	0,13	0,15	0,21	
<i>const.</i>	598,899	282,758	-46,321	105,212	436,657	

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.13 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para a OCDE

Variáveis	Efeito característico				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	0,00	0,02	0,01	-0,00	0,01
<i>grade8</i>	-0,53*	-0,52*	-0,46*	-0,50	-0,09
<i>grade9</i>	-1,07*	-1,51*	-1,80*	-2,17	-0,43
<i>grade10</i>	0,33	0,74	1,22	1,77	0,44
<i>grade11</i>	0,08	0,22	0,41	0,59	-0,08
<i>edm1</i>	-0,27	-0,21	0,03	0,16	-0,02
<i>edm2</i>	0,36	0,24	-0,13	-0,28	-0,13
<i>edp1</i>	0,17*	0,03	0,02	0,00	-0,02
<i>edp2</i>	-0,27*	0,05	0,06	0,02	-0,05
<i>livro10</i>	-0,76*	-0,94*	-0,86*	-0,72*	-0,49*
<i>livro25</i>	-0,21	-0,29	-0,42	-0,46	-0,34
<i>livro100</i>	0,01	0,06	0,12	0,17	0,16
<i>livro101</i>	-0,00	-0,01	-0,03	-0,09	-0,07
<i>pns</i>	-0,00	0,01	0,02	0,01	0,01
<i>lfc</i>	0,03	0,04	0,04	0,01	0,01
<i>rep</i>	-1,75*	-1,86*	-1,63*	-1,24*	-0,77*
<i>motv</i>	-0,72*	-0,29	-0,18	-0,14	-0,02
<i>iii</i>	-0,66*	-0,61*	-0,29*	-0,40*	-0,11
<i>effort1</i>	-0,41	-0,35	0,09	-0,27	0,45
<i>hisei</i>	0,31*	0,41*	0,00	0,34*	0,15
<i>escs</i>	-0,04	0,14	0,46*	0,79*	1,18*
<i>wealth</i>	0,54*	0,54*	0,53*	-0,47*	-1,18*
<i>qac</i>	-0,00	-0,02	-0,01	-0,03	-0,02
<i>tev</i>	0,00	0,01	-0,03	0,00	0,00
<i>stratio</i>	0,04	0,03	0,01	-0,05	-0,07
<i>proatce</i>	-0,31*	-0,41*	-0,01	-0,37*	-0,26*
<i>epub</i>	0,00	-0,03	-0,50*	-0,26*	-0,27*
<i>efi</i>	0,00	-0,00	-0,15	0,01	0,00
<i>eaf</i>	-0,10	-0,06	0,00	0,02	0,01
<i>tge</i>	-4,85	-7,42*	-0,11	-2,76	-0,00
<i>icefd</i>	0,11	-0,00	-7,03*	-0,12	-0,01
<i>itd1</i>	-0,02	-0,01	0,01	-0,00	-0,02
<i>iaje</i>	0,03	0,08	-0,00	0,14	0,10

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.14 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para a OCDE

Variáveis	Efeito coeficiente				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	-15,85	37,12	-150,76	-155,16	-103,15
<i>grade8</i>	-0,25	-0,65	-0,68*	-0,56	-0,02
<i>grade9</i>	1,78	-9,04*	-8,74*	-7,45	0,56
<i>grade10</i>	10,12	-40,67*	-37,57*	-38,42	3,57
<i>grade11</i>	2,55	-6,38*	-6,48	-6,83	0,90
<i>edm1</i>	2,71*	1,92*	-0,60	-0,72	0,48
<i>edm2</i>	26,17*	28,24*	-8,99	-5,71	8,69
<i>edp1</i>	-1,34	0,38	-0,11	-0,79	-0,58
<i>edp2</i>	-21,17*	12,16	9,52	1,47	-1,38
<i>livro10</i>	-1,66	-2,28	-2,81*	-0,42	-0,18
<i>livro25</i>	0,02	-0,49	0,37	0,88	1,62
<i>livro100</i>	-0,79	-2,00	-1,38	-1,18	-1,38
<i>livro101</i>	-1,15	-0,59	-2,51	0,07	-2,47
<i>pns</i>	-6,70	6,82	-1,86	-0,70	6,72
<i>lfc</i>	1,96	1,32	1,26	-5,51	-3,13
<i>rep</i>	1,65	0,92	-0,37	-1,21*	-0,12
<i>motv</i>	3,82	6,65	-7,26	-22,21*	-26,54*
<i>iii</i>	1,31	-0,22	0,32	-2,90	-0,05
<i>effort1</i>	3,17	-10,05	3,54	-22,15	-61,30*
<i>hisei</i>	-0,67	7,26	0,12	6,69	-1,56
<i>escs</i>	0,73	2,48*	11,26	0,37	-0,49
<i>wealth</i>	-0,86	-0,88	1,39	0,39	1,75*
<i>qac</i>	9,37	5,26	0,48	6,27	7,39
<i>tev</i>	-1,50	-1,62	0,02	-0,36	0,23
<i>stratio</i>	1,78	1,92	0,45	3,11	-3,13
<i>proatce</i>	8,92	7,37	4,49	13,73*	6,20
<i>epub</i>	-0,24	2,01	9,96*	10,50	7,89
<i>efi</i>	9,17	8,71	9,54	-10,45	-2,39
<i>eaf</i>	-9,61	5,47	-10,51	4,28	12,00
<i>tge</i>	0,38	-15,91*	-1,83	-7,79*	-4,10*
<i>icefd</i>	-8,68	-15,75	-11,90*	-21,96	6,23
<i>itd1</i>	-7,93	-3,74	-21,60	-6,28	-8,38
<i>iaje</i>	-8,45	0,67	-7,93	4,21	3,84

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.15 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para a OCDE

Variáveis	Erro de especificação				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	-61,89	-52,70	30,59	-41,43	35,20
<i>grade8</i>	0,13	0,04	-0,07	-0,24*	-0,02
<i>grade9</i>	-1,28	-0,67	-0,97	-3,41*	-0,41
<i>grade10</i>	-5,16	-0,69	-4,77	-13,87*	-1,58
<i>grade11</i>	-1,09	-0,24	-0,85	-2,52*	-0,54
<i>edm1</i>	-0,63	0,38	0,63*	0,15	-0,25
<i>edm2</i>	-8,70	-0,38	6,54*	0,91	-2,74
<i>edp1</i>	-0,13	0,19	-0,20	0,06	-0,03
<i>edp2</i>	-2,43	-3,85	-2,64	-0,38	0,04
<i>livro10</i>	1,24*	0,54	1,09*	-1,18	-0,60
<i>livro25</i>	0,12	1,51*	0,92	-1,28	-0,77
<i>livro100</i>	0,84	1,18	1,29	-0,96	-0,37
<i>livro101</i>	0,44	0,13	1,28*	0,89	0,10
<i>pns</i>	3,89	5,82	9,58*	3,77	-4,99
<i>lfc</i>	3,83	0,95	0,00	-0,09	3,48
<i>rep</i>	0,17	0,28	-0,06	0,09	-0,13
<i>motv</i>	6,83	5,49	6,62*	10,45*	6,37*
<i>iii</i>	-2,58	0,42	0,66	-2,52	-0,34
<i>effort1</i>	7,76	-5,80	1,42	1,48	-1,73
<i>hisei</i>	-1,59	1,34	0,03	-1,08	-0,40
<i>escs</i>	-0,52	-0,39	2,71	0,18	-0,20
<i>wealth</i>	0,51	0,31	0,09	0,24	0,31
<i>qac</i>	-1,74	-2,66	-0,07	-5,98	-3,21*
<i>tev</i>	0,22	0,45	-4,13	-0,37	-0,13
<i>stratio</i>	0,14	-1,60	-0,61	1,09	0,63
<i>proatce</i>	-2,40	-0,97	-0,71	-5,21*	-2,33
<i>epub</i>	-3,24	-6,91*	-1,64	-2,86	1,38
<i>efi</i>	4,48	0,25	-8,36*	2,48	1,64
<i>eaf</i>	6,90	14,44*	9,10	5,16	-0,64
<i>tge</i>	16,25*	43,06*	12,16*	18,62*	5,53
<i>icefd</i>	6,98	-7,51	37,16*	-1,74	4,02
<i>itd1</i>	-0,30	0,90	5,58	-0,23	0,11
<i>iaje</i>	2,00	3,31	2,54	2,63	0,10
<i>const.</i>	30,034	-0,963	-100,286*	43,585	-37,368

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.16 – Decomposição Oaxaca FIR de ciências para a OCDE

Variáveis	Erro de reponderação				
	0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
<i>age</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>grade8</i>	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0,00
<i>grade9</i>	0,05	0,08	0,10	0,09	0,02
<i>grade10</i>	-0,03	-0,16	-0,24	-0,29	-0,09
<i>grade11</i>	-0,01	0,06	0,10	0,10	-0,04
<i>edm1</i>	0,02	0,01	-0,01	-0,01	0,00
<i>edm2</i>	-0,02	-0,01	0,01	0,01	0,00
<i>edp1</i>	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>edp2</i>	-0,02	0,01	0,01	0,00	0,00
<i>livro10</i>	0,07	0,08	0,08	0,05	0,04
<i>livro25</i>	-0,16	-0,27	-0,34	-0,28	-0,22
<i>livro100</i>	0,02	0,06	0,11	0,10	0,11
<i>livro101</i>	0,00	0,00	0,00	0,02	0,02
<i>pns</i>	0,01	-0,01	-0,01	-0,02	-0,03
<i>lfc</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>rep</i>	0,05	0,05	0,04	0,03	0,02
<i>motv</i>	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>iii</i>	0,10	0,12	0,06	0,06	0,02
<i>effort1</i>	0,03	0,07	0,09	0,04	-0,06
<i>hisei</i>	0,06	0,07	0,00	0,06	0,03
<i>escs</i>	-0,02	0,01	0,07	0,12	0,16
<i>wealth</i>	-0,08	-0,07	0,08	0,04	0,11
<i>qac</i>	0,00	0,03	0,00	0,04	0,04
<i>tev</i>	0,00	0,00	0,07	0,00	0,00
<i>stratio</i>	0,02	0,00	0,00	-0,02	-0,03
<i>proatce</i>	0,03	0,03	-0,01	0,03	0,02
<i>epub</i>	0,02	0,05	0,04	0,08	0,06
<i>efi</i>	-0,04	0,01	0,09	-0,07	-0,03
<i>eaf</i>	0,05	0,06	-0,06	0,01	-0,01
<i>tge</i>	0,24	-1,82	0,07	-0,99	-0,66
<i>icefd</i>	-0,02	-0,03	-1,29	0,05	0,02
<i>itd1</i>	0,00	0,00	0,02	0,00	0,01
<i>iaje</i>	-0,01	-0,03	0,01	-0,06	-0,06
<i>const.</i>	38,694	9,194	286,493*	293,402*	161,375

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.17 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para o Brasil

Variáveis	Efeito característico				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	-0,06	0,24	0,15	0,34	-0,03
<i>grade8</i>	-2,09*	-2,36*	-1,03	-1,05	-0,91
<i>grade9</i>	-1,47	-3,66*	-2,46*	-3,22*	-2,51
<i>grade10</i>	-0,31	-0,61	-0,43	-0,89	-1,11
<i>grade11</i>	0,33	0,93	-0,18	2,23	2,43
<i>edm1</i>	-0,02	0,03	0,00	-0,01	-0,00
<i>edm2</i>	-1,37*	0,42	0,32	-0,07	-0,30
<i>edp1</i>	0,10	-0,23	-0,04	-0,00	0,02
<i>edp2</i>	-0,28	0,42	0,19	-0,05	-0,31
<i>livro10</i>	0,24	-0,43	-0,93	-0,75	-0,86
<i>livro25</i>	-0,33	0,07	0,19	-0,00	0,22
<i>livro100</i>	-0,03	-0,03	-0,02	-0,09	-0,08
<i>livro101</i>	-0,09	0,12	-0,07	-0,18	-0,45
<i>pns</i>	0,30*	0,17	-0,14	-0,07	0,09
<i>lfc</i>	-0,25	0,05	-0,17	-0,33*	-0,41*
<i>rep</i>	-4,34*	-3,13*	-2,38*	-1,18	-0,85
<i>motv</i>	-2,94*	-1,71*	-0,11	1,22*	2,62*
<i>iii</i>	-1,10*	-1,09*	-0,33	-0,24	-0,17
<i>effort1</i>	-1,02	-1,29*	-0,86	-0,89*	-1,25*
<i>hisei</i>	0,10	0,27	0,39	0,29	-0,27
<i>escs</i>	0,88	-1,09	-1,04	-0,05	1,97*
<i>wealth</i>	-0,40	2,33	1,14	1,94	0,14
<i>qac</i>	-0,12	0,27	-0,00	0,01	-0,56
<i>tev</i>	0,09	0,09	0,05	0,05	-0,07
<i>stratio</i>	-0,90	-1,03	-1,13*	-1,00*	-1,43*
<i>proatce</i>	-0,02	-0,09	-0,01	0,01	0,09
<i>epub</i>	0,03	0,06	0,08	0,14	0,16
<i>efi</i>	-0,25	-0,70	-0,33	-0,19	-0,17
<i>eaf</i>	0,35	0,27	0,23	0,11	0,19
<i>tge</i>	-0,40	-0,18	0,06	0,73	0,47
<i>icefd</i>	-0,00	-0,17	0,04	0,32	0,42
<i>itd1</i>	0,14	-0,28	-1,15*	-1,20*	-1,84*
<i>iaje</i>	-0,11	-0,15	-0,14	-0,19	-0,19

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.18 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para o Brasil

Variáveis	Efeito coeficiente				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	203,07	-81,33	333,97	-27,16	-185,50
<i>grade8</i>	-0,32	-0,34	0,58	-0,70	-0,33
<i>grade9</i>	0,76	-0,69	0,48	-2,38	-0,16
<i>grade10</i>	10,33	3,14	14,53	0,02	2,96
<i>grade11</i>	3,23	1,44	20,32	0,56	28,03
<i>edm1</i>	2,91	1,79	-2,33	-0,05	-1,55
<i>edm2</i>	0,25	-5,62	1,10	12,32	-9,99
<i>edp1</i>	-1,22	1,79	0,96	-2,98	-0,22
<i>edp2</i>	13,01	7,65	-4,71	-11,99	-22,82
<i>livro10</i>	14,81*	7,87	11,60	18,22	17,94
<i>livro25</i>	8,13	9,36	4,51	12,01	8,60
<i>livro100</i>	4,03	2,62	4,53	9,66	13,04
<i>livro101</i>	1,45	0,63	0,75	2,51	0,48
<i>pns</i>	5,40	23,63	104,43	49,28	-27,93
<i>lfc</i>	12,87	3,16	44,10	14,21	16,82
<i>rep</i>	-0,12	2,21	4,36	6,28*	6,36*
<i>motv</i>	-79,40*	-22,29	-6,31	-29,91	-66,66
<i>iii</i>	-7,33	-10,23	-2,76	-6,01	1,83
<i>effort1</i>	-13,02	-0,09	-6,54	-26,93	-33,67
<i>hisei</i>	12,14	30,18	1,61	-4,64	-47,69*
<i>escs</i>	0,52	16,20	10,84	13,40	-17,95
<i>wealth</i>	1,45	-17,94	-3,95	-15,37	-4,40
<i>qac</i>	9,71	-4,84	9,60	0,03	5,87
<i>tev</i>	-8,49	-3,60	-1,22	-5,70	2,69
<i>stratio</i>	1,19	-6,50	-9,00	-12,20	-11,96
<i>proatce</i>	9,82	19,73	-7,72	-7,77	-16,62
<i>epub</i>	-7,47	-2,54	-12,23	7,90	30,70
<i>efi</i>	13,07	-5,41	-32,83	-29,95	-14,62
<i>eaf</i>	-26,96	-12,92	-13,10	8,99	-21,04
<i>tge</i>	11,65	5,33	1,53	-7,41	-14,66
<i>icefd</i>	16,31	19,47	-35,05	0,95	23,22
<i>itd1</i>	-46,85*	-29,82	-2,33	-9,67	17,19
<i>iaje</i>	-2,54	-5,10	-2,31	3,63	13,22

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.19 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para o Brasil

Variáveis	Erro de especificação				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>Age</i>	356,74	0,93	-242,45	-27,06	75,40
<i>grade8</i>	1,99	0,42	-0,40	-0,95	-0,72
<i>grade9</i>	2,65	0,56	-0,47	-1,12	-1,30
<i>grade10</i>	4,86	6,31	-2,46	-4,66	-5,22
<i>grade11</i>	4,03	4,68	-0,20	-9,41	-12,45
<i>edm1</i>	-5,65*	-1,57	-0,05	0,79	0,15
<i>edm2</i>	-25,69	-8,58	-4,55	-3,88	-2,29
<i>edp1</i>	0,58	0,35	-2,34	0,40	0,47
<i>edp2</i>	-5,73	-3,56	-6,97	-1,56	2,67
<i>livro10</i>	-5,27	-3,86	-4,34	-3,97	1,16
<i>livro25</i>	0,48	-4,40	-1,04	-1,19	3,34
<i>livro100</i>	-2,43	-2,05	-2,65	-1,99	1,69
<i>livro101</i>	-1,18	-0,50	-0,04	-0,39	1,09
<i>pns</i>	-28,08	-43,84	23,08	1,84	-0,40
<i>lfc</i>	32,84*	-1,01	-14,58	-0,54	-7,09
<i>rep</i>	-0,69	-1,45	0,30	-2,42*	-1,83*
<i>motv</i>	61,64*	22,07	-0,45	23,46	27,57
<i>iii</i>	2,60	0,85	2,43	1,31	2,84
<i>effort1</i>	29,61	16,41	-10,58	7,28	1,63
<i>hisei</i>	-3,27	-9,43	-5,86	-5,50	-4,06
<i>escs</i>	-1,65	-4,13	-5,98	-7,65	-5,03
<i>wealth</i>	-2,58	12,63*	9,77*	5,13	5,99
<i>qac</i>	28,98	10,52	3,71	-10,36	-8,12
<i>tev</i>	2,17	-1,53	-0,58	3,17*	1,76
<i>stratio</i>	-2,53	1,63	0,89	7,94*	7,32
<i>proatce</i>	-12,26	12,50	1,28	1,35	-0,54
<i>epub</i>	4,29	-2,63	5,01	4,92	17,52*
<i>efi</i>	12,35	-14,46	11,53	3,80	-4,89
<i>eaf</i>	-20,93	-9,84	-10,99	-1,06	2,50
<i>tge</i>	-5,58	-15,83	6,05	-1,23	1,76
<i>icefd</i>	-3,72	-23,18*	1,58	4,89	-5,46
<i>itd1</i>	18,81	19,34	13,18	25,14*	11,47
<i>iaje</i>	-0,53	3,58	-1,11	-2,10	-4,34
<i>const.</i>	-412,195	84,097	234,185	5,217	-106,243

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.20 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para o Brasil

Variáveis	Erro de reponderação				
	0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
<i>age</i>	-0,04	-0,03	0,02	-0,03	-0,01
<i>grade8</i>	-0,42	-0,35	-0,11	-0,07	-0,07
<i>grade9</i>	-0,41	-0,53	-0,29	-0,33	-0,23
<i>grade10</i>	0,19	0,31	0,10	0,22	0,28
<i>grade11</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>edm1</i>	-0,04	-0,05	0,00	0,02	0,00
<i>edm2</i>	0,02	-0,07	-0,04	-0,01	0,02
<i>edp1</i>	-0,02	0,02	0,03	-0,01	-0,01
<i>edp2</i>	-0,02	-0,17	-0,17	-0,01	0,13
<i>livro10</i>	-0,14	-0,01	0,06	0,04	0,16
<i>livro25</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
<i>livro100</i>	0,00	0,00	-0,00	0,00	0,00
<i>livro101</i>	0,21	0,00	0,04	0,15	0,08
<i>pns</i>	0,04	0,00	-0,01	-0,01	0,02
<i>lfc</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>rep</i>	0,04	0,02	0,02	0,00	0,00
<i>motv</i>	-0,03	-0,04	-0,01	0,08	0,15
<i>iii</i>	0,38	0,35	0,15	0,10	0,11
<i>effort1</i>	0,03	0,09	0,11	0,07	0,12
<i>hisei</i>	-0,06	-0,17	-0,19	-0,15	0,07
<i>escs</i>	-0,12	0,31	0,34	0,20	-0,25
<i>wealth</i>	0,19	-1,00	-0,62	-0,63	-0,26
<i>qac</i>	-0,01	-0,02	0,00	0,01	0,03
<i>tev</i>	-0,03	-0,01	-0,01	-0,03	0,01
<i>stratio</i>	0,05	0,07	0,07	0,10	0,12
<i>proatce</i>	0,02	0,01	0,00	-0,01	-0,03
<i>epub</i>	0,01	0,01	0,02	0,03	0,05
<i>efi</i>	0,11	0,11	0,13	0,06	0,02
<i>eaf</i>	0,07	0,08	0,06	0,04	0,09
<i>tge</i>	0,05	0,06	-0,02	-0,06	-0,05
<i>icefd</i>	0,00	-0,00	0,00	-0,01	-0,02
<i>itd1</i>	-0,20	-0,07	0,24	0,15	0,46
<i>iaje</i>	0,11	0,09	0,13	0,19	0,22
<i>const.</i>	-103,900	55,580	-409,940	34,459	310,393

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.21 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para a OCDE

Variáveis	Efeito característico				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	0,01	0,02	0,04	0,03	0,04
<i>grade8</i>	-0,59*	-0,48*	-0,53*	-0,52*	-0,81*
<i>grade9</i>	-1,12	-1,70*	-2,45*	-2,48*	-4,14*
<i>grade10</i>	0,50	1,02*	1,67*	1,84*	3,15*
<i>grade11</i>	0,21	0,40*	0,64*	0,66	1,28
<i>edm1</i>	-0,42	-0,34*	0,03	0,13	0,06
<i>edm2</i>	0,61*	0,59*	0,02	-0,21	-0,05
<i>edp1</i>	0,08	0,04	0,07	0,02	0,11
<i>edp2</i>	-0,08	0,09	-0,06	-0,06	-0,13
<i>livro10</i>	-0,63*	-0,76*	-0,93*	-0,69*	-0,65*
<i>livro25</i>	-0,15	-0,26	-0,40	-0,36	-0,40
<i>livro100</i>	-0,01	0,06	0,10	0,12	0,24
<i>livro101</i>	-0,00	-0,01	-0,02	-0,06	-0,05
<i>pns</i>	0,01	0,00	0,00	-0,00	-0,00
<i>lfc</i>	0,04	0,02	0,02	0,01	-0,03
<i>rep</i>	-2,34*	-2,18*	-1,67*	-1,10*	-0,70*
<i>motv</i>	-0,77*	-0,60*	-0,35	0,17	-0,15
<i>iii</i>	-0,75*	-0,70*	-0,48*	-0,26*	-0,03
<i>effort1</i>	-0,54	-0,73*	-0,54*	-0,31	0,01
<i>hisei</i>	0,43*	0,40*	0,45*	0,38*	0,34*
<i>escs</i>	-0,05	0,23	0,69*	0,74*	0,63*
<i>wealth</i>	0,76*	0,34	-0,16	-0,35	-0,75*
<i>qac</i>	0,01	-0,02	-0,02	-0,03	-0,03
<i>tev</i>	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00
<i>stratio</i>	0,01	-0,02	-0,11	-0,11	-0,10
<i>proatce</i>	-0,26*	-0,33*	-0,42*	-0,39*	-0,20
<i>epub</i>	-0,10	-0,11	-0,20	-0,30*	-0,42*
<i>efi</i>	-0,00	-0,00	0,00	0,00	0,01
<i>eaf</i>	-0,11	-0,12	-0,14	-0,08	-0,09
<i>tge</i>	-7,77*	-8,76*	-8,46*	-5,05	-1,07
<i>icefd</i>	0,06	0,04	-0,00	-0,06	-0,07
<i>itd1</i>	0,05	0,04	-0,01	-0,00	-0,02
<i>iaje</i>	0,02	0,06	0,12	0,08	0,10

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.22 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para a OCDE

Variáveis	Efeito coeficiente				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	40,07	57,50	-123,74	-98,50	287,38
<i>grade8</i>	-0,13	-0,71*	-0,51*	-0,65*	-0,81
<i>grade9</i>	1,16	-11,59*	-8,71*	-10,26	-13,50
<i>grade10</i>	6,52	-54,61*	-37,45*	-46,77	-63,90
<i>grade11</i>	1,76	-9,67*	-5,83	-8,45	-10,69
<i>edm1</i>	2,23	2,71*	0,23	-0,85	0,05
<i>edm2</i>	32,78	29,47*	2,03	-3,08	12,91
<i>edp1</i>	0,41	0,51	-0,75	-0,51	-1,52*
<i>edp2</i>	-25,77	-1,63	-6,76	-0,16	-5,69
<i>livro10</i>	0,46	0,50	-0,94	0,98	-0,22
<i>livro25</i>	1,21	2,43	1,42	4,00	1,95
<i>livro100</i>	0,50	-1,86	-1,55	2,02	-2,10
<i>livro101</i>	-0,25	-0,81	-1,60	-1,45	-2,13
<i>pns</i>	2,47	7,87	-10,69	-15,19	-22,66
<i>lfc</i>	4,82	-3,00	2,32	1,80	-9,67
<i>rep</i>	1,11	0,52	0,10	-0,45	-1,11*
<i>motv</i>	-2,24	1,80	-20,37*	-34,22*	-20,57
<i>iii</i>	4,54	-1,43	0,64	0,88	4,14
<i>effort1</i>	0,44	19,89	-7,03	-1,21	-24,92
<i>hisei</i>	-2,62	0,17	-0,08	4,82	13,08
<i>escs</i>	-0,17	0,28	0,64	2,38*	2,60
<i>wealth</i>	-0,90	0,07	-0,43	-0,37	0,31
<i>qac</i>	20,50*	12,04	13,00	3,51	9,22
<i>tev</i>	-3,97*	-0,91	-1,18	-1,00	-1,43
<i>stratio</i>	3,07	3,18	7,94*	5,12	-2,00
<i>proatce</i>	9,04	12,46*	8,94*	11,43*	6,17
<i>epub</i>	7,25	-0,12	4,57	0,86	7,04
<i>efi</i>	11,91	8,97	9,09	1,41	2,65
<i>eaf</i>	4,22	5,10	0,09	-5,53	-15,02
<i>tge</i>	0,17	0,04	-10,50*	-6,16*	-3,82*
<i>icefd</i>	-5,99	-16,35	-12,93	-0,64	7,86
<i>itd1</i>	-0,26	-8,59	-13,01*	-11,01	-13,14
<i>iaje</i>	-7,86	-7,32	-0,06	-5,49	-1,38

Fonte: Elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.23 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para a OCDE

Variáveis	Erro de especificação				
	0.1	0.25	0.50	0.75	0.90
<i>age</i>	-56,95	-37,55	70,28	45,13	-23,38
<i>grade8</i>	0,12	0,11	-0,14	-0,08	-0,19*
<i>grade9</i>	-0,39	0,16	-2,13	-1,55	-3,21*
<i>grade10</i>	0,42	3,47	-8,86	-6,87	-14,48*
<i>grade11</i>	-0,86	1,09	-1,52	-1,75*	-2,97*
<i>edm1</i>	-0,12	0,24	0,34	0,15	-0,14
<i>edm2</i>	-10,34	4,89	6,18*	1,45	-3,84
<i>edp1</i>	-0,36	-0,12	-0,55*	-0,35	-0,23
<i>edp2</i>	-2,42	0,99	-7,21*	-5,08	-2,91
<i>livro10</i>	1,25	1,00	-0,78	-0,48	-0,22
<i>livro25</i>	1,16	-0,16	-0,24	-0,65	-0,71
<i>livro100</i>	1,51	0,20	0,46	-0,02	0,56
<i>livro101</i>	0,52	1,05	0,76	1,40*	0,98
<i>pns</i>	9,92	5,10	13,92*	3,50	2,98
<i>lfc</i>	-2,60	1,93	-0,08	1,24	3,65
<i>rep</i>	0,39	0,27	-0,31*	-0,34*	-0,11
<i>motv</i>	4,27	6,75	13,62*	8,06*	4,54
<i>iii</i>	0,57	-0,05	-2,82	-0,06	-0,03
<i>effort1</i>	1,45	-3,34	-0,35	-4,81	-2,14
<i>hisei</i>	0,76	0,14	3,11	-0,09	-1,33
<i>escs</i>	-0,28	0,14	-0,29	-0,18	-0,12
<i>wealth</i>	0,79	0,29	0,65*	0,49	0,34
<i>qac</i>	-7,86	-2,95	-5,43	-1,20	-1,14
<i>tev</i>	0,56	-0,25	0,02	-0,36	-0,34*
<i>stratio</i>	1,65	-1,48	-0,20	0,19	1,28
<i>proatce</i>	-2,30	-2,69	0,29	1,04	-2,05
<i>epub</i>	-2,16	1,91	-5,31*	-2,56	-2,55
<i>efi</i>	-0,00	3,41	-0,31	3,98	0,37
<i>eaf</i>	6,69	7,39	8,30*	6,12	6,61
<i>tge</i>	25,16*	28,04*	39,07*	25,26*	8,65*
<i>icefd</i>	-10,67	-2,49	-5,19	2,31	2,86
<i>itd1</i>	-0,62	1,71	3,93	1,01	-0,65
<i>iaje</i>	3,77	3,81	4,89*	1,69	2,48
<i>const.</i>	41,137	2,114	-115,710*	-77,908	-19,580

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

Tabela O.24 – Decomposição Oaxaca FIR de leitura para a OCDE

Variáveis	Erro de reponderação				
	0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
<i>age</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>grade8</i>	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01
<i>grade9</i>	0,07	0,12	0,14	0,15	0,25
<i>grade10</i>	-0,14	-0,30	-0,37	-0,43	-0,71
<i>grade11</i>	0,04	0,16	0,16	0,16	0,32
<i>edm1</i>	0,02	0,02	0,00	-0,01	0,00
<i>edm2</i>	-0,03	-0,02	0,00	0,01	0,00
<i>edp1</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
<i>edp2</i>	0,00	0,01	0,00	0,00	-0,01
<i>livro10</i>	0,07	0,08	0,09	0,06	0,06
<i>livro25</i>	-0,17	-0,21	-0,33	-0,28	-0,31
<i>livro100</i>	0,02	0,05	0,09	0,09	0,20
<i>livro101</i>	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
<i>pns</i>	-0,02	-0,01	0,02	0,01	0,02
<i>lfc</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>rep</i>	0,08	0,07	0,05	0,03	0,02
<i>motv</i>	0,01	0,01	0,00	-0,01	0,00
<i>iii</i>	0,15	0,14	0,07	0,05	0,01
<i>effort1</i>	0,08	0,13	0,09	0,07	0,01
<i>Hisei</i>	0,08	0,07	0,07	0,07	0,07
<i>escs</i>	-0,02	0,04	0,10	0,11	0,09
<i>wealth</i>	-0,11	-0,05	-0,01	0,02	0,06
<i>qac</i>	-0,05	0,03	0,03	0,07	0,06
<i>tev</i>	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>stratio</i>	0,02	-0,02	-0,06	-0,06	-0,04
<i>proatce</i>	0,02	0,03	0,03	0,03	0,02
<i>epub</i>	0,04	0,02	0,08	0,09	0,13
<i>Efi</i>	0,00	-0,01	-0,01	-0,06	-0,08
<i>eaf</i>	0,05	0,06	0,07	0,04	0,05
<i>tge</i>	0,37	0,46	-1,13	-0,92	-0,63
<i>icefd</i>	-0,08	-0,03	-0,02	0,04	0,05
<i>itd1</i>	-0,02	-0,01	0,01	0,00	0,01
<i>iaje</i>	0,01	-0,01	-0,04	-0,03	-0,04
<i>const.</i>	-99,711	-35,417	231,822	255,341	69,444

Fonte: elaboração própria.

Nota: (*) denota a significância ao nível de 5%.

CONCLUSÕES GERAIS DA TESE

Este estudo buscou ampliar a literatura de economia da educação ao abordar assuntos distintos relacionados ao diferencial de desempenho acadêmico de estudantes brasileiros (da educação infantil, da empatia e da conscientização sobre a questão do *bullying* e da desigualdade de gêneros) com base no exame do PISA de 2018.

O Brasil tem expandido a educação infantil por meio das creches e pré-escolas, e saber como isto se relaciona com a performance acadêmica futura pode contribuir para o debate. Neste sentido, comparou-se alunos que foram atendidos em algum grau de estudo na primeira infância (por exemplo, creche) com os que tiveram menor exposição (por exemplo, só a pré-escola) ou não fizeram educação infantil, isto é, não foram expostos a educação infantil (estudantes que ingressaram diretamente no ensino fundamental). Essa comparação não se deu apenas de forma acoplada, mas também de forma estratificada. O particionamento equiparou os alunos referente aos seus níveis de performance, por exemplo, entre os que tiveram menor, mediano e maior. Além disso, averiguou se o nível de exposição aos anos de estudo na primeira infância traz diferentes retornos ao desempenho.

As habilidades socioemocionais promovem a formação e impulsionam o cognitivo dos alunos. Diante disso, busca-se compreender se alunos mais empáticos e conscientes apresentam melhor desempenho diante da questão do *bullying*. Além disso, são analisados diferentes cortes nos dados para compreender se a magnitude e a direção do efeito se mantém, a saber, por tamanho da localidade (da menor cidade até a maior), por tipo de escola (pública x privada) e por sexo do(a) estudante. Para atender ao objetivo, comparou alunos que são empáticos ou conscientes com alunos que não desenvolveram tal habilidade.

Por fim, apresentou-se novas evidências sobre o diferencial de desempenho entre meninos e meninas no Brasil. Além disso, comparou o tamanho dessa magnitude frente ao encontrado no grupo de países pertencentes à OCDE.

Para atender aos três objetivos, foram construídas três bases de dados a partir dos dados do PISA de 2018. O primeiro e o segundo capítulo empregam dados dos estudantes brasileiros, enquanto o terceiro utiliza-se dados do Brasil e da OCDE. A utilização dessa base para os temas supracitados na literatura nacional é uma das contribuições desta tese.

No primeiro capítulo, empregou-se técnicas de avaliação de impacto. A primeira foi *Propensity Score Matching* em busca de comparar de forma homogênea os participantes de um grupo, com os não participantes. A segunda foi a *Quantile Treatment Effects* (QTE) que busca mensurar o impacto de forma estratificada. Por fim, fez-se uso do *Propensity Score*

Matching (PSG) para analisar se há efeitos heterogêneos advindos da exposição a diferentes níveis de anos de estudos na primeira infância. Para avaliar se as estimativas não sofrem de viés de variável omitida, empregou-se a análise de sensibilidade de Rosenbaum (2002).

Nas duas primeiras técnicas, foi utilizado duas fontes de resposta para captar as variáveis de impacto, sendo uma respondida pelo aluno e a outra respondida pelo responsável. Constatou-se, em média, efeitos positivos para a precocidade de entrada na primeira infância quando comparado aos que entraram mais tardiamente, independente da fonte de respostas. Já na análise estratificada, a educação na primeira infância continua a trazer retornos positivos, isso ocorre, em parte, nos quantis 50, 75 e 90. Cabe a seguinte ressalva, ao comparar os alunos com toda E.I. *versus* os sem E.I., nas duas abordagens, considerando a fonte de resposta dos alunos, não houve significância estatística no diferencial de notas entre os dois grupos. Por fim, constatou-se que o efeito da quantidade de anos de estudo na primeira infância tem impacto heterogêneo sobre a performance.

Para analisar a relação entre a empatia e conscientização em relação ao bullying no desempenho dos estudantes brasileiros no PISA, empregou-se o *Double/Debiased Machine Learning* (DML) desenvolvido por Chernozhukov *et al.* (2018). Essa técnica permite considerar um grande conjunto de variáveis de controles e suas transformações sem impor restrições à forma funcional do modelo; a qual é definida com base nos dados. Por fim, verificou que não há problemas advindos de variáveis omitidas por meio da técnica de Oster (2019).

A empatia afetiva e motivacional e a conscientização alavancam o desempenho no PISA. Na abordagem segmentada, em grande parte das estimativas, constatou-se que essas habilidades afetam positivamente o desempenho, sendo mais destacável em indivíduos que residem em regiões com mais de 1 milhão de habitantes ou em meninas.

No terceiro artigo, analisou-se o diferencial de desempenho entre meninos e meninas, no qual, foi estimado por meio de regressões FIR, que é combinada com a estratégia de reponderação de DiNardo, Fortin e Lemieux (1996), no qual, permite a utilização da decomposição Oaxaca-Blinder. A utilização dessa metodologia permite compreender como as lacunas de desempenho entre meninos e meninas nas competências se comportam em diferentes performances.

As evidências indicam que, nas três competências, os meninos, tanto no Brasil como na OCDE, independente da performance considerada, em média, apresentam maior nota com relação às meninas em matemática e em ciências. Por outro lado, em leitura as meninas tiveram melhor desempenho. Ao comparar as desigualdades entre os grupos, o Brasil

apresentou maior desigualdade em matemática e em ciências, já a OCDE em leitura, no entanto, isso não se mantém no quantil 75.

REFERÊNCIAS

- ABADIE, A.; CATTANEO, M. D. (2018). Econometric methods for program evaluation. *Annual Review of Economics*, v. 10, p. 465-503.
- ALGAN, Y.; BEASLEY, E.; VITARO, F.; TREMBLAY, R. E. (2014). The impact of non-cognitive skills training on academic and non-academic trajectories: From childhood to early adulthood. *Sciences Po Working Paper*.
- ALMEIDA, L. M.; PRINCIOTTI, V. G.; SCORZAFAVE, L. G.; SANTOS, D. D. (2020). *Violência contra crianças no ambiente familiar e desenvolvimento socioemocional: o caso dos estudantes de Sobral (CE)*. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2020/submissao/files_I/i12-3289d8e1d203de3270bca0dbc2689f9a.pdf
- ALMLUND, M.; DUCKWORTH, A. L.; HECKMAN, J.; KAUTZ, T. (2011). Personality psychology and economics, *IZA Discussion Papers*, No. 5500, Institute for the Study of Labor (IZA), Bonn.
- ALTONJI, J. G.; ELDER, T. E.; TABER, C. R. (2005). Selection on observed and unobserved variables: Assessing the effectiveness of Catholic schools, *Journal of Political Economy*, v. 113, n. 1, p. 151-184.
- ANDRADE, M.; FRANCO, C.; CARVALHO, J. P. (2003). Gênero e Desempenho em Matemática ao final do Ensino Médio: quais relações?. *Estudos em Avaliação Educacional* n. 27, p. 77–96 Disponível em: <https://doi.org/10.18222/eae02720032178>
- ANGHEL, B.; RODRÍGUEZ-PLANAS, N.; SANZ-DE-GALDEANO A. (2019). Culture, Gender, and Math: A Revisitation. *IZA Discussion Paper Series*, n. 12371. Alemanha.
- ANGRIST, J.; PISCHKE, J.S (2009). *Most Harmless Econometrics: an empiricist's companion*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- ARRUDA, L. (2011). Desvendando Desigualdades de Oportunidades em Ciências e em Matemática Relacionadas ao Gênero do Aluno - Uma Aplicação de Modelagem Multinível ao Saeb 99. *Revista Brasileira de Investigação em Educação em Ciências*, v. 2, n.3, p. 84-96.
- ATHEY, S.; KATZ, L. F.; KRUEGER, A. B.; LEVITT, S. (2007). "What does performance in graduate school predict? Graduate economics education and student outcomes.", *American Economic Review Papers & Proceedings*, v. 97, n.2, p. 512-520.
- BACH, P.; CHERNOZHUKOV, V.; KURZ, M. S.; SPINDLER, M. (2021). DoubleML--An Object-Oriented Implementation of Double Machine Learning in R. *arXiv preprint arXiv:2103.09603*.
- BAIARDI, A.; NAGHI, A. A. (2021): The Value Added of Machine Learning to Causal Inference: Evidence from Revisited Studies, *Tinbergen Institute Discussion Paper*, No. TI 2021-001/V, Tinbergen Institute, Amsterdam and Rotterdam.

- BALDRY, A. C.; FARRINGTON, D. P. (2004). Evaluation of an intervention program for the reduction of bullying and victimization in schools. *Aggressive Behavior: Official Journal of the International Society for Research on Aggression*, v. 30, n. 1, p. 1-15.
- BARRICK, M. R.; MOUNT, M. K. (1991). The Big Five personality dimensions and job performance: A meta-analysis. *Personnel Psychology*, v. 44, n. 1, p. 1-26.
- BARROS, R. P.; CARVALHO, M.; FRANCO, S.; MENDONÇA, R.; ROSALÉM, A. (2011). Uma avaliação do impacto da qualidade da creche no desenvolvimento infantil. *Pesquisa e planejamento econômico*, v. 41, p. 213-232.
- BARSKY, R.; BOUND, J.; CHARLES, K. K.; LUPTON, J. P. (2002). Accounting for the black–white wealth gap: a nonparametric approach. *Journal of the American Statistical Association*, v. 97, n. 459, p. 663-673.
- BASSETT JR, G.; KOENKER, R. (1982). An empirical quantile function for linear models with iid errors. *Journal of the American Statistical Association*, v. 77, n. 378, p. 407-415.
- BECKER G. (1964). *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*. University of Chicago Press, Chicago.
- BECKER, S. O.; ICHINO, A. (2002). Estimation of average treatment effects based on propensity scores. *The stata journal*, v. 2, n. 4, p. 358-377.
- BELLONI, A.; CHERNOZHUKOV V.; HANSEN, C. (2014a): “High-dimensional methods and inference on structural and treatment effects”. *Journal of Economic Perspectives*, v. 28, n. 2, p. 29-50.
- BERLINSKI, S.; GALIANI, S.; GERTLER, P. (2009). The effect of pre-primary education on primary school performance. *Journal of Public Economics*, v. 93, n. 1-2, p. 219-234.
- BERTOCCHI, G.; BOZZANO, M. (2019). Gender Gaps in Education. *IZA Discussion Paper Series*, No.12724. Alemanha.
- BIETENBECK, J.; ERICSSON, S.; WAMALWA, F. M. (2019). Preschool attendance, schooling, and cognitive skills in East Africa. *Economics of Education Review*, v. 73, p. 101909.
- BLINDER, A. S. (1973). Wage discrimination: reduced form and structural variables. *Journal of Human Resources*, v. 8, n. 4, p. 436-455.
- BORGHANS, L.; MEIJERS, H.; TER WEEL, B. (2008). The role of noncognitive skills in explaining cognitive test scores. *Economic inquiry*, v. 46, n. 1, p. 2-12.
- BRASIL. Congresso Nacional. Lei 13.005/14. Aprova o Plano Nacional de Educação e dá outras providências. Congresso Nacional. *Diário Oficial da União*, Brasília, 25 jun. 2014.
- BRASIL. Lei nº 11.274, 6 de fevereiro de 2006. Altera a redação dos arts. 29, 30, 32 e 87 da Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996, que estabelece as diretrizes e bases para a educação nacional, dispondo sobre a duração de 9 (nove) anos para o ensino fundamental, com

matrícula obrigatória a partir dos 6 (seis) anos de idade. *Diário Oficial da União*, Brasília, DF, 7 fev. 2006a. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/ato2004-2006/2006/lei/111274.htm>. Acesso em: 10/12/2021.

BREDA, T.; JOUINI, E.; NAPP, C. (2018). Societal inequalities amplify gender gaps in math. *Science*, v. 359, n. 6381, p. 1219–1220. doi:10.1126/science.aar2307.

BREIMAN, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, v. 45, n. 1, p. 5–32.

BROWN, S.; TAYLOR, K. (2008). Bullying, education and earnings: evidence from the National Child Development Study. *Economics of Education Review*, v. 27, n. 4, p. 387-401.

BRUNELLO, G.; SCHLOTTER, M. (2011). Non Cognitive Skills and Personality Traits: Labour Market Relevance and their Development in Education & Training Systems, *IZA Discussion Paper*, No. 5743.

BURCHINAL, M. R.; CAMPBELL F. A.; BRYANT D. A.; WASIK B. H.; RAMEY C. T. (1997). Early intervention and mediating processes in cognitive performance of children of low-income African American families. *Child development*, p. 935-954.

CARDOSO, L. R.; SANTOS, J. (2014). RELAÇÕES DE GÊNERO EM UM CURRÍCULO DE MATEMÁTICA PARA OS ANOS INICIAIS: QUANTOS CHAVEIROS ELE TEM? *Ensino Em Re-Vista*, v.21, n.2, p.341-352.

CARNEIRO, P.; HECKMAN, J. (2003). *Human Capital Policy* (No. 821). Institute of Labor Economics (IZA).

CARRELL, S. E.; PAGE, M. E.; WEST, J. E. (2009): "Sex and science: How professor gender perpetuates the gender gap," *NBER WORKING PAPER SERIES*, working paper, No. 14959. Massachusetts.

CARVALHO, M. P. (2012). Teses e dissertações sobre gênero e desempenho escolar no Brasil (1993 – 2007): um estado da arte. *Pro-Posições*, Campinas, v. 23, n. 1, v. 67, p. 147-161.

CHERNOZHUKOV, V.; CHETVERIKOV, D.; DEMIRER, M.; DUFLO, E.; HANSEN, C.; NEWEY, W.; ROBINS, J. (2018). Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. *Econometrics Journal* v. 21, n. 1, p. C1–C68, arXiv:1608.00060.

CHERNYSHENKO, O.; KANKARAŠ, M.; DRASGOW, F. (2018). "Social and emotional skills for student success and well-being: Conceptual framework for the OECD study on social and emotional skills", *OECD Education Working Papers*, No. 173, OECD Publishing, Paris.

CONEUS, K.; GERNANDT, J.; SAAM, M. (2009). Noncognitive Skills, School Achievements and Educational Dropout, *SOEPpapers on Multidisciplinary Panel Data Research* 176, Berlin, The German Socio-Economic Panel (SOEP).

CORREA, E.; COMIM, F.; TAI, S. H. T. (2014). Impactos da Creche na Primeira Infância: efeitos dependendo das características da família e do grau de exposição ao centro de cuidado. *Anais do XLII Encontro Nacional de Economia*. ANPEC.

- CORTÁZAR, A.; MOLINA, M. D. L. Á.; SÉLMAN, J.; MANOSALVA, A. (2020). Early childhood education effects on school outcomes: Academic achievement, grade retention and school drop Out. *Early Education and Development*, v. 31, n. 3, p. 376-394.
- CUNHA, F.; HECKMAN, J. J. (2007). The technology of skill formation. *American Economic Review*, v. 97, n. 2, p. 31-47.
- CUNHA, F.; HECKMAN, J. J. (2008). Formulating, identifying and estimating the technology of cognitive and noncognitive skill formation. *Journal of human resources*, v. 43, n. 4, p. 738-782.
- CUNHA, F.; HECKMAN, J. J.; LOCHNER, L.; MASTEROV, D. V. (2006). Interpreting the evidence on life cycle skill formation. *Handbook of the Economics of Education*, v. 1, p. 697-812.
- CUNHA, F.; HECKMAN, J. J.; SCHENNACH, S. M. (2010). Estimating the Technology of Cognitive and Noncognitive Skill Formation. *Econometrica*, v. 78, n. 3, p. 883-931.
- CURI, A. Z.; MENEZES-FILHO, N. A. (2009). A relação entre educação pré-primária, salários, escolaridade e proficiência escolar no Brasil. *Estudos Econômicos (São Paulo)*, v. 39, p. 811-850.
- DEE, T. S.; WEST, M. R. (2011). The non-cognitive returns to class size. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, v. 33, n. 1, p. 23-46.
- DICKERSON, A.; MCINTOSH, S.; VALENTE, C. (2015). Do the maths: An analysis of the gender gap in mathematics in Africa. *Economics of Education Review*. v. 46, p. 1-22.
- DINARDO, J; FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T. (1996). Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach. *Econometrica*, v. 64. p. 1001-1044.
- DIMISKI, A. (2021). Factors that affect Students' performance in Science: An application using Gini-BMA methodology in PISA 2015 dataset. *Review of Economic Analysis*, v. 13, n. 2, p. 157-211.
- DI TOMMASO, M. L.; MENDOLIA, S.; CONTINI, D. (2016). The Gender Gap in Mathematics Achievement: Evidence from Italian Data. *IZA Discussion Paper Series*, No.10053. Alemanha.
- DOS SANTOS, D. D.; BERLINGERI, M. M.; CASTILHO, R. B. (2017). *Habilidades socioemocionais e aprendizado escolar: evidências a partir de um estudo em larga escala*. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2017/submissao/files_I/i12-5b3bec770ff9458b47ef17a5a6605d0f.pdf
- DURKIN, K.; LIPSEY, M. W.; FARRAN, D. C.; WIESEN, S. E. (2022). Effects of a statewide pre-kindergarten program on children's achievement and behavior through sixth grade. *Developmental Psychology*. Disponível em: <https://doi.org/10.1037/dev0001301>.

- ELANGO, S.; GARCÍA, J. L.; HECKMAN, J. J.; HOJMAN, A. (2016). *4. Early Childhood Education*, p. 235-298. University of Chicago Press.
- ERIKSEN T. L. M.; NIELSEN, H. S.; SIMONSEN, M. (2012). The Effects of Bullying in Elementary School. *IZA Discussion Paper Series*, No. 6718.
- ERIKSSON, K.; BJÖRNSTJERNA, M.; VARTANOVA, I. (2020). The Relation Between Gender Egalitarian Values and Gender Differences in Academic Achievement. *Frontiers in Psychology*. v. 11, p. 236. doi: 10.3389/fpsyg.2020.00236.
- ESPING-ANDERSEN, G.; GARFINKEL, I.; HAN, W. J.; MAGNUSON, K.; WAGNER, S.; WALDFOGEL, J. (2012). Child care and school performance in Denmark and the United States. *Children and youth services review*, v. 34, n. 3, p. 576-589.
- FARRINGTON, D. P. (1993). Understanding and preventing bullying. *Crime and justice*, v. 17, p. 381-458.
- GINI, G.; ALBIERO, P.; BENELLI, B.; ALTOE, G. (2007). Does empathy predict adolescents' bullying and defending behavior?. *Aggressive Behavior: Official Journal of the International Society for Research on Aggression*, v. 33, n. 5, p. 467-476.
- FELFE, C.; LALIVE, R. (2010). *How does early child care affect child development? Learning from the children of German unification.*
- FELFE, C.; LALIVE, R. (2013). *Early child care and child development: For whom it works and why.*
- FELÍCIO, F.; VASCONCELLOS, L. (2007). O efeito da educação infantil sobre o desempenho escolar medido em exames padronizados. *Anais do XXXV Encontro Nacional de Economia.*
- FIRPO, S. (2007). Efficient semiparametric estimation of quantile treatment effects. *Econometrica*, v. 75, n. 1, p. 259-276.
- FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. (2007) Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. *Mimeo*. University of British Columbia.
- FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. (2018). Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. *Econometrics*, v. 6, n. 2, p. 28.
- FONTANIVE, N.; KLEIN, R.; RODRIGUEZ, S. S.; MORAIS, A. N. (2021). O que o PISA para Escolas revela sobre uma Rede de Ensino no Brasil? A experiência da Fundação Cesgranrio em 2019. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação*, v. 29, p. 6-34.
- FORTIN, N.; LEMIEUX, T.; FIRPO, S. (2011). Decomposition methods in economics. *In Handbook of labor economics*. v. 4, p. 1-102. Elsevier.
- FRYER, R. G.; LEVITT, S. D. (2010). An empirical analysis of the gender gap in mathematics. *American Economic Journal: Applied Economics*, v. 2, n. 2, p. 210-240.

FUNDAÇÃO ABRINQ. *Taxa bruta de matrícula em Creches*. 2021. Disponível em: <https://observatoriocrianca.org.br/cenario-infancia/temas/educacao-infantil/1081-taxa-bruta-de-matricula-em-creches?filters=1,77>

FUNDAÇÃO ABRINQ. *Taxa bruta de matrículas em pré-escolas*. 2021. Disponível em: <https://observatoriocrianca.org.br/cenario-infancia/temas/educacao-infantil/543-taxa-bruta-de-matricula-em-pre-escolas?filters=1,82>

GARCES, E.; THOMAS, D.; CURRIE, J. (2002). Longer-term effects of Head Start. *American economic review*, v. 92, n. 4, p. 999-1012.

GEVREK, Z. E.; NEUMEIER, C.; GEVREK, D. (2018). Explaining the Gender Test Score Gap in Mathematics: The Role of Gender Inequality. *IZA Discussion Paper Series*, No. 11260. Alemanha. Disponível em: <http://ftp.iza.org/dp11260.pdf>.

GEVREK, Z.; SEIBERLICH, R. (2014). Semiparametric decomposition of the Gender Achievement Gap: an Application for Turkey, *Labour Economics*, v. 31, p. 27-44.

GROMADA, A.; REES, G.; CHZHEN, Y.; CUESTA, J.; BRUCKAUF, Z. (2018). ‘Measuring Inequality in Children’s Education in Rich Countries’, *Innocenti Working Paper 2018-18*, UNICEF Office of Research – Innocenti, Florence.

GUIMARÃES, J.; SAMPAIO, B. (2008). "Mind the Gap: Evidences from Gender Differences in Scores in Brazil,". Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2014/submissao/files_I/i12-ac3a8f487db438fc6278e117ab468a01.pdf.

GUIISO, L.; MONTE F.; SAPIENZA P.; ZINGALES L. (2008). Culture, gender, and math. *Science*. v. 320, n. 5880, p. 1164.

GUTIERREZ, I. A.; MOLINA, O.; ÑOPO, H. (2018). Stand Against Bullying: An Experimental School Intervention. *IZA Discussion Paper Series*, No. 11623. Alemanha.

HALPERN, D. F.; BENBOW, C. P.; GEARY, D. C.; GUR, R. C.; HYDE, J. S.; GERNSBACHER, M.A. (2007) The science of sex differences in science and mathematics. *Psychological Science in the Public Interest*, v. 8, n. 1, p. 1-51.

HECKMAN, J. (1999). “Education and Job Training: Doing It Right”. *Public Interest*, Spring 1999, n. 135, p. 86–107.

HECKMAN, J. J.; KARAPAKULA, G. (2019). *The Perry Preschoolers at late midlife: A study in design-specific inference*. National Bureau of Economic Research.

HECKMAN J. J.; RUBINSTEIN, Y. (2001). Association The Importance of Noncognitive Skills: Lessons from the GED Testing Program. *The American Economic Review*, v. 91, n. 2, p.145-149.

- HECKMAN, J. J.; STIXRUD, J.; URZUA, S. (2006). The effects of cognitive and noncognitive abilities on labor market outcomes and social behavior. *Journal of Labor economics*, v. 24, n. 3, p. 411-482.
- HIRANO, K.; IMBENS, G. W. (2004). The propensity score with continuous treatments. *Applied Bayesian modeling and causal inference from incomplete-data perspectives*, v. 226164, p. 73-84.
- HOESCHLER, P.; BALESTRA, S.; BACKES-GELLNER, U. (2018). The Development of Non-Cognitive Skills in Adolescence. *Economics Letters*.
- HOLLA, A.; BENDINI, M. M.; DINARTE DIAZ, L. I.; TRAKO, I. (2021). *Is Investment in Preprimary Education Too Low? Lessons from (Quasi) Experimental Evidence across Countries*, No. 9723. The World Bank.
- HOLLAND, P. W. (1986). Statistics and Causal Inference. *Journal of the American Statistical Association*, v. 81, n. 396, p. 945-960.
- HYDE, J. S.; MERTZ, J. E. (2009). Gender, culture, and mathematics performance. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 106, n. 22, p. 8801-8807.
- IMBENS, G. W. (2000). The role of the propensity score in estimating dose-response functions. *Biometrika*, v. 87 n. 3, p. 706-710.
- KAUTZ, T.; HECKMAN, J. J.; DIRIS, R.; TER WEEL, B.; BORGHANS, L. (2014) : Fostering and Measuring Skills: Improving Cognitive and Non-Cognitive Skills to Promote Lifetime Success, *IZA Discussion Papers*, No. 8696, Institute for the Study of Labor (IZA), Bonn.
- KOENKER, R.; BASSETT JR, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, p. 33-50.
- KREIF, N.; ORDAZ, K. D. (2019). Machine learning in policy evaluation: new tools for causal inference. *arXiv preprint arXiv:1903.00402*.
- KNUDSEN, E. I. (2004). Sensitive periods in the development of the brain and behavior. *Journal of cognitive neuroscience*, 16, n. 8, p. 1412-1425, 2004.
- LE, H. T.; NGUYEN, H. T. (2018). The evolution of the gender test score gap through seventh grade: new insights from Australia using unconditional quantile regression and decomposition. *IZA Discussion Paper Series*, Amsterdam, v. 7, n. 2.
- JUHN, C.; MURPHY, K.M.; PIERCE, B. (1992). Wage inequality and the rise in returns to skill. *Journal of Political Economy*, v. 101, n. 3, p. 410-442.
- MACHIN, S.; PEKKARINEN, T. (2008). Global sex differences in test score variability. *Science*, v. 322, n. 5906, p.1331-1332. <https://doi.org/10.1126/science.1162573>
- MARKUS, N. M.; OLIVEIRA, F. R.; NISHIMURA, F. N. (2020). Efeito da Educação Pré-primária no Desempenho Escolar. *Anais do XXV Encontro Regional de Economia*.

MARQUES F. C.; CUNHA M. S. (2020). ANÁLISE DOS IMPACTOS HETEROGÊNEOS DA EDUCAÇÃO INFANTIL NO PAÍS. *Anais do XLVIII Encontro Nacional de Economia. ANPEC*.

MCCOY, D. C.; YOSHIKAWA, H.; ZIOL-GUEST, K. M.; DUNCAN, G. J.; SCHINDLER, H. S.; MAGNUSON, K.; SHONKOFF, J. P. (2017). Impacts of early childhood education on medium-and long-term educational outcomes. *Educational Researcher*, v. 46, n. 8, p. 474-487.

MORONI, G.; NICOLETTI, C.; TOMINEY E. (2019). Child Socio-Emotional Skills: The Role of Parental Inputs. *IZA Discussion Paper Series*, No. 12432.

MUNIR, F.; WINTER-EBMER, R. (2018). Decomposing International Gender Test Score Differences. *Departamaent of Economics, Johannes Kepler University of Linz, Working paper* No. 1804. Áustria.

NOFTLE, E. E.; ROBINS, R. W. (2007). Personality predictors of academic outcomes: big five correlates of GPA and SAT scores. *Journal of personality and social psychology*, v. 93, n. 1, p. 116.

NOLLENBERGER, N.; RODRÍGUEZ-PLANAS, N. (2017). Let the Girls Learn! It is not Only about Math . . . It's about Gender Social Norms, *Economics of Education Review*, v. 62, p. 230-253. doi: [10.1016/j.econedurev.2017.11.006](https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2017.11.006).

NOLLENBERGER, N.; RODRIGUEZ-PLANAS, N.; SEVILLA, A. (2016). The math gender gap: The role of culture. *American Economic Review*, v. 106, n. 5, p. 257-261.

NORES, M.; BARNETT, W. S. (2010). Benefits of early childhood interventions across the world:(Under) Investing in the very young. *Economics of education review*, v. 29, n. 2, p. 271-282.

OAXACA, R. L. (1973). Male-female differentials in urban labor market. *International Economic Review*, v. 14, n. 3, p. 693-709.

OECD (2015). *The ABC of Gender Equality in Education: Aptitude, Behaviour, Confidence*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://dx.doi.org/10.1787/9789264229945-en>.

OECD (2016). *PISA 2015 Results (Volume II): Policies and Practices for Successful Schools*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://dx.doi.org/10.1787/9789264267510-en>.

OECD (2018). *Equity in Education: Breaking Down Barriers to Social Mobility*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/9789264073234-en>.

OECD (2019), *Balancing School Choice and Equity: An International Perspective Based on Pisa*, PISA, OECD Publishing, Paris, <http://www.oecd.org/publications/balancing-school-choice-and-equity-2592c974-en.htm>.

OECD (2019), *PISA 2018 Results (Volume III): What School Life Means for Students' Lives*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/acd78851-en>.

OECD (2020), “Girls’ and boys’ performance in PISA”, in *PISA 2018 Results (Volume II): Where All Students Can Succeed*, OECD Publishing, Paris,
<https://www.oecdilibrary.org/docserver/f56f8c26en.pdf?expires=1598906617&id=id&ccname=guest&checksum=DC24C9B32CBFBAEAC2B9DA4ADF56D55C>.

OCDE (2021). *A OCDE e o Brasil: Uma relação mutuamente benéfica*. Disponível em:
<https://www.oecd.org/latin-america/paises/brasil-portugues/>

OLIVEIRA, E. R. B.; UNBEHAUM, S.; GAVA, T. (2019). A EDUCAÇÃO STEM E GÊNERO: UMA CONTRIBUIÇÃO PARA O DEBATE BRASILEIRO. *Cadernos de Pesquisa*, v. 49 n. 171, São Paulo.

OLIVEIRA, F. R.; DE MENEZES, T. A.; IRFFI, G.; OLIVEIRA, G. R. (2018). Bullying effect on student’s performance. *Economía*, v. 19, n. 1, p. 57-73.

OLIVEIRA, F. R.; PAZELLO, E. T. (2021). Is It Possible to Develop Social-Emotional Skills of Adolescents? Evidence from Brazilian Program. *Análise Econômica*, Porto Alegre, v. 39, n. 78, p. 53-81. doi: dx.doi.org/ 10.22456/2176-5456.83971.

OLWEUS, D. (1993). Acoso escolar, “bullying”, en las escuelas: hechos e intervenciones. *Centro de investigación para la Promoción de la Salud, Universidad de Bergen, Noruega*, v. 2, p. 1-23.

OSTER, E. (2019). Unobservable selection and coefficient stability: Theory and evidence. *Journal of Business and Economic Statistics*, v. 37, n. 2, p. 187- 204.

PHOLPHIRUL, P. (2017). Pre-primary education and long-term education performance: Evidence from Programme for International Student Assessment (PISA) Thailand. *Journal of Early Childhood Research*, v.15, n. 4, p. 410-432.

PINTO C. C. X.; SANTOS, D.; GUIMARÃES, C. (2017). The Impact of Daycare Attendance on Math Test Scores for a Cohort of Fourth Graders in Brazil. *The Journal of Development Studies*, v. 53, n. 9, p. 1335-1357.

POPE, D. G.; SYDNOR, J. R. (2010). Geographic variation in the gender differences in test scores. *Journal of Economic Perspectives*, v. 24, n. 2, p. 95-108.

PRINCIOTTI, V. G.; SANTOS, D. D. (2020). *Discriminação ou comportamento? Uma análise socioemocional das disparidades de gênero entre testes padronizados e a avaliação de professores*. Disponível em:
https://www.anpec.org.br/encontro/2020/submissao/files_I/i12-0c9ad56d500bdc95658647ddb_dadd942.pdf

QUINN, D. M.; COOC, N. (2015). “Science Achievement Gaps by Gender and Race/Ethnicity in Elementary and Middle School: Trends and Predictors.” *Educational Researcher*, v. 44, n. 6, p. 336-346. doi: 10.3102/0013189X15598539.

READ, H. (2019). A typology of empathy and its many moral forms. *Philosophy Compass*, v. 14, n. 10, p. e12623.

- REYNA, E. F.; SILVA M. M. C.; E LÍRIO V. S. (2019). Novas evidências sobre o efeito da pré-escola nos testes de proficiência do Saeb. *XVII Encontro Nacional da Associação Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*.
- RIZZOTTO, S. J.; FRANÇA, M. T. A. (2021). Does Bullying Affect the School Performance of Brazilian Students? An Analysis Using Pisa 2015. *Child Ind Res*, v. 14, n. 3, p. 1027-1053.
- ROBERTS, B. W.; KUNCEL, N. R.; SHINER, R., CASPI, A.; GOLDBERG, L. R. (2007). The power of personality: The comparative validity of personality traits, socioeconomic status, and cognitive ability for predicting important life outcomes. *Perspectives on Psychological science*, v. 2, n. 4, p. 313-345.
- ROBINS, J. M.; ROTNITZKY A.; ZHAO, L. P. (1994). Estimation of regression coefficients when some regressors are not always observed. *Journal of the American statistical Association*, v. 89, n. 427, p. 846-866.
- ROBINSON, P. M. (1988). Root-N-consistent semi-parametric regression. *Econometrica*, v. 56, p. 931-954.
- ROGOSCH, F. A.; CICCETTI D. (2004). Child Maltreatment and Emergent Personality Organization: Perspectives From the Five-Factor Model. *Journal of Abnormal Child Psychology*, v. 32, n. 2, p. 123-145.
- ROSENBAUM, P. R. (2002). Sensitivity to hidden bias. In *Observational studies* (p. 105-170). Springer, New York, NY.
- ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, v. 70, n. 1, p. 41-55.
- RUSTEHOLZ, G.; MEDIÁVILLA, M.; PIRES L. (2021). Impact of bullying on academic performance. A case study for the Community of Madrid, *IEB Working Paper 2021/01*.
- SCHLOTTER, M. (2011). Age at Preschool Entrance and Noncognitive Skills before School An Instrumental Variable Approach. *Ifo Working Paper No. 112*.
- ŞAHİN, M. (2012). An investigation into the efficiency of empathy training program on preventing bullying in primary schools. *Children and Youth Services Review*, v. 34, n. 7, p. 1325-1330.
- SANTOS, D. D. (2015). *Impactos do ensino infantil sobre o aprendizado: benefícios positivos, mas desiguais*. 260 f. Tese (Livre-Docência) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto.
- SANTOS, D. D. ; PRIMI, R. (2014). Desenvolvimento socioemocional e aprendizado escolar: uma proposta de mensuração para apoiar políticas públicas. *Relatório sobre resultados preliminares do projeto de medição de competências socioemocionais no Rio de Janeiro*. São Paulo: OCDE, SEEDUC, Instituto Ayrton Senna.
- SARZOSA, M. (2017). Negative social interactions and skill accumulation: The case of school bullying. *Manuscript*, v. 765, p. 1-52.

- SARZOSA, M.; URZÚA, S. (2021). Bullying among adolescents: The role of skills. *Quantitative Economics*, v. 12, n. 3, p. 945-980.
- SCHADY, N.; GALIANI, S.; SOUZA, A. P. (2006). Early childhood development in Latin America and the Caribbean [with comments]. *Economía*, v. 6, n. 2, p. 185-225.
- SCHLOTTER, M. (2011). Age at Preschool Entrance and Noncognitive Skills before School - An Instrumental Variable Approach, *ifo Working Paper*, No. 112.
- SCHÜTZ, G. (2009). *Does the quality of pre-primary education pay off in secondary school? An international comparison using PISA 2003* (No. 68). Ifo Working Paper.
- SILVA JUNIOR, W. S. D.; GONÇALVES, F. D. O. (2016). Evidências da relação entre a frequência no ensino infantil e o desempenho dos alunos do ensino fundamental público no Brasil. *Revista Brasileira de Estudos de População*, v. 33, p. 283-301.
- SILVA JUNIOR W. S.; GONÇALVES, F. D. O. (2018). *Frequência no ensino infantil e formação de habilidades cognitivas e socioemocionais em escolas da rede estadual do Rio de Janeiro: uma análise de misturas finitas e propensity score matching*. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2016/submissao/files_I/i12-05141437eda593a6e1b496d2e5f245f9.pdf
- SIREGAR, A. R.; YUSUF, E. A.; WAHYUNI, P. (2019). Bullying at school and impact of empathy training. *The Journal of Social Sciences Research*, v. 5, n. 1, p. 117-120.
- SORRENTI, G.; ZÖLITZ, U.; RIBEAUD, D.; EISNER, M. (2020). The causal impact of socio-emotional skills training on educational success. *University of Zurich, Department of Economics, Working Paper*, n. 343.
- STOET G.; GEARY, D. C. (2013). Sex Differences in Mathematics and Reading Achievement Are Inversely Related: Within- and Across-Nation Assessment of 10 Years of PISA Data. *PLoS ONE* v. 8, n. 3, p. e57988. doi:10.1371/journal.pone.0057988.
- TEMPLE, J. A.; REYNOLDS, A. J. (2007). Benefits and costs of investments in preschool education: Evidence from the Child-Parent Centers and related programs. *Economics of Education Review*, v. 26, n. 1, p. 126-144.
- TILLMANN, E.,; COMIN, F. V. (2019). *ASSESSING THE GENDER GAP ON ACADEMIC ACHIEVEMENT IN BRAZIL*. Disponível em: https://www.anpec.org.br/sul/2019/submissao/files_I/i2cfaecc09b283fb08b1e1e584a9d238d6.pdf.
- TURNER, S. E.; BOWEN, W. G. (1999). Choice of major: The changing (unchanging) gender gap. *Industrial and Labor Relations Review*, v. 52, n. 2, p. 289-313.
- UNESCO Institute for statistics. (2018). *Handbook on Measuring Equity in Education*. Montreal. Disponível em: <http://uis.unesco.org/sites/default/files/documents/handbook-measuring-equity-education-2018-en.pdf>.

- VAZSONYI, A. T.; PICKERING, L. E.; JUNGER, M.; HESSING, D. (2001). An empirical test of a general theory of crime: A four-nation comparative study of self-control and the prediction of deviance. *Journal of research in crime and delinquency*, v. 38, n. 2, p. 91-131.
- WISEMAN, T. (1996). A concept analysis of empathy. *Journal of advanced nursing*, v. 23, n. 6, p. 1162-1167.
- YOSHIKAWA, H.; WEILAND, C.; BROOKS-GUNN, J.; BURCHINAL, M. R., ESPINOSA, L. M.; GORMLEY, W. T.; ZASLOW, M. J. (2013). Investing in Our Future: The Evidence Base on Preschool Education. *Society for Research in Child Development*.
- YU, S; ZHAO, X. (2021). The negative impact of bullying victimization on academic literacy and social integration: Evidence from 51 countries in PISA. *Social Sciences & Humanities Open*, v. 4, n. 1, p. 100151.
- ZYCH, I.; TTOFI, M. M.; FARRINGTON, D. P. (2019). Empathy and callous-unemotional traits in different bullying roles: A systematic review and meta-analysis. *Trauma, Violence, & Abuse*, v. 20, n. 1, p. 3-21.