### **Área de interesse: ECONOMIA PERNAMBUCANA**

**Efeito do *bullying* no desempenho dos alunos: Uma análise para as escolas públicas do Recife**

**Felipe Resende Oliveira[[1]](#footnote-1)**

**Tatiane Almeida de Menezes[[2]](#footnote-2)**

**Guilherme Diniz Irffi[[3]](#footnote-3)**

**Guilherme Resende Oliveira[[4]](#footnote-4)**

**Efeito do *bullying* no desempenho dos alunos: Uma análise para as escolas públicas do Recife**

**Resumo**

Este artigo busca mensurar o efeito do *bullying* nas notas de matemática dos alunos do 6º ano do ensino fundamental das escolas públicas da cidade do Recife, Pernambuco, Brasil, a partir de uma pesquisa realizada pela Fundação Joaquim Nabuco em 2013. A metodologia empregada foi o *Propensity Score Matching* (PSM) com o propósito de comparar os alunos que declaram ter sofrido *bullying* com um grupo de controle, composto por alunos que não sofreram *bullying*. Especificamente, busca-se compreender se o gênero do professor pode mitigar o efeito do *bullying* entre os alunos e qual o papel das habilidades sócio emocionais na capacidade de amenizar este efeito. Os resultados revelam que o *bullying* tem um impacto negativo no desempenho em matemática e que este efeito é mais forte sobre as meninas. Contudo, esse impacto pode ser reduzido quando os alunos possuem uma professora em sala de aula, já os professores não são capazes de mitigar esse efeito para os estudantes homens. Os resultados encontrados sugerem que as habilidades sócio emocionais podem ajudar os estudantes a lidar com o *bullying* e que os alunos que apresentam maiores desempenho em sala de aula são mais sensíveis a este fenômeno. Diversas técnicas econométricas foram utilizadas para contornar problemas de endogeneidade. Para identificar os traços de personalidade, utilizamos modelo de análise fatorial com intuito de corrigir o viés de erro de predição. A análise de sensibilidade indicou potenciais problemas de variáveis omitidas. Os resultados indicam que as políticas de combate ao *bullying* devem levar em consideração o gênero dos professores e dos estudantes em sala de aula.

Palavras-chave: *bullying*, *propensity score matching*, avaliação de impacto, traços de personalidade, matemática

Classificação JEL: I21, I28, J24

**Abstract**

This article seeks to measure the effect of bullying in math scores of students in the 6th grade of public elementary school of in the city of Recife, Pernambuco, Brazil from a survey by Joaquim Nabuco Foundation in 2013. The methodology applied is Propensity Score Matching (PSM) in order to compare students who report having suffered bullying with a control group, consisting of students who did not suffer bullying. Specifically, we aims to understand if the teacher's gender can mitigate the effect of bullying among students and what is the role of social emotional skills in the ability to mitigate this effect. The results show that bullying has a negative impact on performance in mathematics and that this effect is stronger for girls. However, this impact can be reduced when students have a female teacher in the classroom, while male teachers are not able to mitigate this effect for boys students. The results suggest that social emotional skills can help students deal with bullying and that students who have higher performance in the classroom are more sensitive to this phenomenon. Several econometric techniques were used to circumvent endogeneity problems. To identify personality traits, we use a factor model that also serves to correct for prediction error bias. The sensitivity analysis indicated potential problems of omitted variables. The results indicate that anti-bullying programs should take into account the gender of teachers and students in the classroom.

Keywords: bullying, propensity score matching, impact evaluation, personality traits, mathematics

JEL Classification: I21, I28, J24

**1 Introdução**

O *bullying* é um fenômeno comportamental que vem chamando a atenção dos educadores e formuladores de políticas em muitas partes do mundo nos últimos anos. Para Fante (2005), o *bullying* é uma situação que se caracteriza por agressões intencionais, verbais ou físicas, feitas de maneira repetitiva, por um ou mais alunos contra um ou mais colegas. A autora afirma que este fenômeno representa uma das formas de violência que mais cresce no mundo. No Brasil, em novembro de 2015 o Governo Federal instituiu o Programa[[5]](#footnote-5) de Combate à Intimidação Sistemática[[6]](#footnote-6) em todo território nacional. Esta lei federal tem como objetivo combater a prática do *bullying* em toda a sociedade, especialmente dentro das escolas.

Levitt e Dubner (2014) afirmam que trilhões de dólares foram gastos em projetos de reforma educacional ao redor do mundo, geralmente com foco em algum tipo de reformulação do sistema: currículos melhores, turmas menores, mais testes e assim por diante. Para os autores, a principal matéria-prima do sistema educacional – os próprios alunos – muitas vezes é negligenciada. Para Kibriya, Xu e Zhang (2015) *bullying* é uma questão importante que pode prejudicar o desempenho na escola, apesar de muitas vezes negligenciado.

Existe um consenso entre os economistas de que níveis maiores de educação aumentam o crescimento econômico, a renda dos indivíduos e a qualidade de vida (Barro, 1991; Hanushek e Kimko 2001; Sala-i-Martin *et al.* 2004). Para Glewe, Park e Zhao (2012) um número maior de matriculas escolares pode ter pouco efeito no crescimento econômico e na renda das pessoas caso as crianças não aprendam de forma eficaz enquanto elas estão na escola. O *bullying* pode influenciar o aprendizado da criança e desencadear efeitos no seu rendimento ao longo da vida, uma vez que seu convívio escolar é comprometido.

Segundo os dados resultantes de pesquisa realizada pela Fundação Joaquim Nabuco no ano de 2013 com 4.191 alunos do 6º ano (5ª série) das escolas públicas da cidade do Recife revela que 36,41% dos alunos disseram concordar plenamente com o fato de ter sofrido *bullying* e 40,71% quando a opção “talvez” aparece. Um estudo realizado por Nansel *et al.* (2001) com uma amostra de 15.686 alunos norte-americanos do 6º ano ao 1º ano do ensino médio aproximadamente 30% reportaram envolvimento moderado ou frequente com o *bullying*.

Mullis *et al.* (2012), mostram que em 2011 uma pesquisa com mais de 300.000 estudantes de 48 países desenvolvidos e em desenvolvimento, mais de 50% desses estudantes relataram que eles experimentaram *bullying* na escola e 33% da amostra revelaram ter sofrido *bullying* semanalmente. Nota-se que o *bullying* é um problema presente em diversos países, sejam eles ricos ou países pobres (BROWN E TAYLOR, 2008; AMMERMUELLER, 2012, ERIKSEN ET *AL.* 2012; DUNNE ET *AL.* 2013; PONZO, 2013).

Diante desse contexto, o objetivo deste trabalho é investigar se o *bullying* possui algum efeito sobre as notas dos alunos em matemática. Especificamente, busca-se compreender quais fatores podem influenciar o efeito do *bullying* entre os alunos e investigar o efeito das habilidades sócio emocionais na capacidade de amenizar o efeito do *bullying* nos alunos.

Para isso, são utilizados dados de uma pesquisa realizada pela Fundação Joaquim Nabuco em 2013 com alunos do 6º ano do ensino fundamental das escolas públicas da cidade do Recife, além da metodologia de *Propensity Score* *Matching*. Esta abordagem permite reduzir o viés de seleção ao encontrar um grupo de controle mais semelhante com o grupo de tratamento, com base em características observáveis e, então, comparar o efeito do *bullying* na performance de matemática dos alunos que já sofreram *bullying* (tratados) com os alunos que não sofreram *bullying* (controle). Diversas análises de robustez são realizadas para assegurar a validade dos resultados.

Além desta introdução, o trabalho prossegue da seguinte forma. A próxima seção apresenta uma breve revisão da literatura. A seção 3 apresenta a descrição da base de dados e algumas estatísticas descritivas. A seção 4 apresenta a estratégia empírica utilizada na estimação dos modelos. A seção 5 apresenta os resultados e interpretações. As análises de robustez e sensibilidade são apresentadas e discutidos na seção 6. Por fim, a última seção apresenta as considerações finais do trabalho.

**2 Revisão da Literatura**

A literatura é bastante rica quando as investigações envolvem os efeitos da escola, das famílias, características do professor, escolaridade dos pais, gênero do aluno, habilidade cognitiva em diversas dimensões sociais, tais como Hanushek (1986) Card e Krueger (1992), Farkas *et al.* (1997), Murnane *et al.* (2000), Kerckhoff *et al.* (2001), Farkas (2003), Riani e Rios-Neto (2008). Por outro lado, é escassa a quantidade de trabalho que têm abordado o efeito do *bullying* no desempenho acadêmico (PONZO, 2013).

Além do *bullying* ser um problema generalizado, ele também é muito custoso, especialmente pelo fato de que não apenas os sofredores como também os causadores de *bullying* sofrem consequências negativas ao longo da vida, Sarzosa e Urzúa (2015). O opressor ao repetir esse comportamento diversas vezes, pode expressar fragilidade emocional e alto nível de sofrimento psíquico. Segundo as estatísticas do *stopbullying.gov* 160.000 crianças faltam à escola todos os dias nos EUA devido ao medo de ser intimidado (isso representa 15% do total de alunos que faltam aulas); a cada dez alunos, um abandona a escola por causa do *bullying*; os sofredores de *bullying* são entre 2 a 9 vezes mais propensos a considerar o suicídio que os não sofredores de *bullying* e no Reino Unido, pelo menos a metade dos suicídios entre os jovens estão relacionados com *bullying*.

Os primeiros pesquisadores a discutirem a importância de habilidades não cognitivas como bons indicadores de sucesso na vida foi Bowles e Gintis (1976). Eles argumentam que as habilidades não cognitivas podem ser consideradas até mais importantes que as habilidades cognitivas para determinar diversos fatores ao longo da vida das pessoas. No mesmo sentido, Almlund Duckworth, Heckman e Kautz (2011) também consideram traços de personalidades mais maleáveis ao longo do ciclo de vida do que os fatores cognitivos, que se torna altamente estável em torno dos 10 anos. O estudo sugere que as intervenções que são capazes de mudar traços de personalidade são caminhos promissores para o combate à pobreza e as desvantagens sociais. Gensowski (2014) destaca que o salário ao longo da vida é substancialmente influenciado pela educação e os traços de personalidade[[7]](#footnote-7).

A partir de um estudo Britânico do Instituto Nacional de Desenvolvimento da Criança[[8]](#footnote-8) Brown e Taylor (2007) investigam o efeito do *bullying* escolar. Os resultados encontrados sugerem um efeito adverso sobre a acumulação de capital humano. O impacto do *bullying* sobre as crianças com nível escolar de 16 anos é equivalente aos efeitos do tamanho da turma. O efeito do tamanho da turma desaparece para os jovens em idades mais avançada, entretanto o efeito do *bullying* permanece durante a vida adulta, influenciando diretamente os salários recebidos durante o ciclo de vida e indiretamente através dos níveis de escolaridade atingido. Harmon e Walker (2000) afirmam que níveis de escolaridade em idades mais elevadas não são afetadas pelo tamanho da turma, porém o contato com o *bullying* tem consequências sobre o nível educacional ao longo de toda a vida.

O estudo de Kibriya, Xu e Zhang (2015) analisam o *bullying* escolar em Gana a partir de uma pesquisa com 7.323 alunos do 8º ano em 2011. Os resultados mostram impacto negativo do *bullying* sobre a nota de matemática e a magnitude do efeito encontrada foi maior para as meninas. O efeito do *bullying* diminui no caso das alunas que possuem uma professora. Os autores utilizaram o *Propensity Score Matching* e uma série de robustez para validarem seus resultados. Para eles, as políticas de combate ao *bullying* devem levar em consideração o gênero dos estudantes.

Sarzosa e Urzúa (2015) utilizam um modelo estrutural por meio de uma pesquisa longitudinal com jovens para estimar os efeitos do *bullying* com base na identificação de habilidades latentes. Os autores encontram que as habilidades não cognitivas, ao contrário das cognitivas reduzem significativamente as chances de sofrer bullying, praticar bullying ou cyberbullying durante o ensino médio. O modelo estrutural permitiu estimar o efeito médio do tratamento (ATE) com as crianças que praticam e sofrem bullying aos 15 anos e vários resultados medidos aos 18 anos. O efeito é danoso para ambos os grupos e as diferenças dos danos ocorrem em função de como as habilidades cognitivas e não cognitivas atenuam ou agravam as consequências. Para eles, o desenvolvimento das habilidades não cognitivas é fundamental em qualquer política de combate ao bullying.

Heckman, Stixrud e Uzúa (2006) utilizam dados de uma amostra representativa de jovens americanos entre 14 e 21 anos da Pesquisa Longitudinal Nacional da Juventude de 1979 para verificar se as habilidades não cognitivas são, pelo menos, tão importante quanto as habilidades cognitivas[[9]](#footnote-9) para explicar alguns desempenhos sociais ao longa da vida. Por exemplo, as habilidades não cognitivas parecem ter forte influência sobre a tomada de decisão sobre a escolha da escola, do trabalho e na profissão. Além disso, tais habilidades são importantes para explicar a chance de alguém se envolver em comportamentos de risco.

Para Brown (2004) o período da adolescência é bastante vulnerável a pressão social e os jovens buscam ser parte de grupo e desejam popularidade. Segundo Bursztyn e Jensen (2015) os adolescentes podem ser mais propensos a ceder a essa pressão e se envolver em comportamentos que podem ter efeitos a longo prazo. Os autores analisam um programa computacional de aprendizado, usado em mais de 100 escolas predominantemente americanas por meio de experimento natural e experimento em campo. Para os autores, quando o esforço é observável a seus pares, os alunos podem evitar sanções sociais conforme as normas vigentes. No primeiro momento do experimento, os resultados individuais eram secretos, mas depois de um período o programa passou a gerar rankings públicos e isso fez com que a introdução do ranking levasse a um declínio de 24% no desempenho. As classes com “honor classes” possui um efeito inverso, ou seja, quando a regra é ter notas boas, estar no ranking aumenta a popularidade, incentivando o esforço, já quando a norma é ser um aluno normal e ter notas medianas os esforços se voltam para não se destacar.

**3 Dados**

A principal fonte de informação deste estudo é resultante da pesquisa *Acompanhamento Longitudinal do Desempenho Escolar de Alunos da Rede Pública de Ensino Fundamental do Recife*, realizada pela Fundação Joaquim Nabuco, no ano de 2013 entre os alunos do 6º ano (5ª série) das escolas públicas na cidade do Recife.

A pesquisa teve como objetivo avaliar a proficiência dos alunos em matemática[[10]](#footnote-10) (baseado no critério da Teoria de Resposta ao Item[[11]](#footnote-11)) e coletar informações referente aos aspectos internos e externos à escola. As informações coletadas são provenientes de questionários aplicados ao aluno, o responsável pelo aluno, o diretor da escola e o professor de matemática da turma em que o aluno se encontra. Todas as escolas e todas as turmas pertencentes as escolas foram selecionadas de forma aleatória. O questionário para os alunos possui uma afirmação que busca compreender o grau de concordância /discordância com o *bullying* sofrido pelo aluno.

O questionário aplicado aos alunos possui 96 itens. Embora o fato de o questionário não ter como objetivo a construções das habilidades não cognitivas, é possível estabelecer por meio de uma análise fatorial alguns traços de personalidades dos alunos, tais como conscienciosidade, extroversão e estabilidade emocional. Além disso, os questionários abordam informações como; medidas antropométricas, comportamento dos responsáveis pelo aluno, praticas escolares, recursos escolares, informações referentes ao ambiente de trabalho e outras informações.

Os dados foram coletados no período de Março[[12]](#footnote-12) a Novembro de 2013 em 4.191 estudantes, 3.670 pais ou responsáveis, 120 diretores e 131 professores de 120 escolas espacialmente distribuídas pelas 18 microrregiões da cidade do Recife[[13]](#footnote-13). No total, 26 escolas com alunos do 6º ano foram sorteadas duas turmas, tornando a quantidade total de turmas selecionadas para composição de do estudo de 146 turmas. A figura 1 mostra a distribuição espacial das escolas selecionadas pela Fundaj.

**Figura 1 – Distribuição espacial das escolas em Recife**



Fonte: Fundaj. Elaboração: Fundaj.

Além do *bullying*, outros cinco grupos de fatores captados pela pesquisa podem afetar a performance em matemática. O primeiro deles se refere as características individuais dos estudantes, como gênero, idade, raça, índice de massa corporal e as habilidades não cognitivas. O segundo fator se refere as características da família, que são o grau de escolaridade do responsável, a renda *per capita* familiar e presença dos responsáveis na vida escolar do aluno. O terceiro fator são as características do professor, como gênero e idade. O quarto fator condiz ao fato do aluno participar do programa bolsa família, se ele já foi reprovado uma ou mais vezes. O último que afeta a performance em matemática fator se refere as características da escola.

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas nos alunos do 6º ano das escolas públicas do Recife. A média de idade dos alunos é de aproximadamente 11 anos. As meninas tiveram um desempenho maior que os meninos em ambos os testes de matemática e essa diferença é significava a 5% e 10% de significância, respectivamente. Já a probabilidade de sofrer bullying entre meninos e meninas é semelhante. Outras variáveis de interesse são apresentadas na mesma Tabela 1.

Tabela 1: Estatística descritiva das caractertiscas dos alunos, professores, escolas

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variáveis** | **Observações** | **Média** | **Desvio Padrão** | **Mínimo** | **Máximo**  |
| **Nota 1** | **3379** | **41.944** | **16.631** | **0** | **100** |
|  **Homem** | **1716** | **41.319** | **16.752** | **0** | **95** |
|  **Mulher** | **1663** | **42.588** | **16.487** | **0** | **100** |
| **Nota 2** | **3379** | **39.124** | **15.849** | **0** | **100** |
|  **Homem** | **1716** | **38.651** | **15.893** | **0** | **100** |
|  **Mulher** | **1663** | **39.611** | **15.794** | **0** | **100** |
| **Bullying 1** | **3235** | **0.379** | **0.485** | **0** | **1** |
|  **Homem** | **1623** | **0.380** | **0.485** | **0** | **1** |
|  **Mulher** | **1612** | **0.378** | **0.485** | **0** | **1** |
| **Bullying 2** | **3379** | **0.406** | **0.491** | **0** | **1** |
|  **Homem** | **1716** | **0.414** | **0.492** | **0** | **1** |
|  **Mulher** | **1663** | **0.387** | **0.485** | **0** | **1** |
| **Homem** | **3379** | **0.5078426** | **0.5000125** | **0** | **1** |
| **Branco** | **3252** | **0.1940344** | **0.3955163** | **0** | **1** |
| **Negro** | **3379** | **0.1201539** | **0.3251895** | **0** | **1** |
| **Idade** | **3379** | **11.35** | **1.044199** | **9** | **23** |
| **Abaixo do peso** | **3379** | **0.5258952** | **0.4994029** | **0** | **1** |
| **Peso normal** | **3379** | **0.3829535** | **0.4861791** | **0** | **1** |
| **Acima do peso** | **3379** | **0.0745783** | **0.2627485** | **0** | **1** |
| **Presença dos pais** | **2801** | **0.0081472** | **1.005593** | **-1.175572** | **16.54954** |
| **Superior** | **2992** | **0.0183824** | **0.1343521** | **0** | **1** |
| **Ensino médio** | **2992** | **0.3389037** | **0.4734162** | **0** | **1** |
| **Ensino fundamental** | **2992** | **0.5538102** | **0.4971791** | **0** | **1** |
| **Professor mulher** | **3379** | **0.6842261** | **0.4648921** | **0** | **1** |
| **Idade do professor**  | **3379** | **0.0319621** | **0.1759253** | **0** | **1** |
| **Reprovado 1 vez** | **3379** | **0.1985795** | **0.3989897** | **0** | **1** |
| **Reprovado 2 vezes** | **3379** | **0.0748742** | **0.2632272** | **0** | **1** |
| **Bolsa família** | **2991** | **0.5857573** | **0.4926732** | **0** | **1** |
| **Turma 1** | **3379** | **0.0180527** | **0.1331617** | **0** | **1** |
| **Turma 2** | **3379** | **0.1390944** | **0.3460962** | **0** | **1** |
| **Turma 3** | **3379** | **0.4903818** | **0.4999815** | **0** | **1** |
| **Abandono baixo** | **3379** | **0.8594259** | **0.3476332** | **0** | **1** |
| **Abandono médio** | **3379** | **0.1216336** | **0.3269106** | **0** | **1** |
| **Abandono alto** | **3379** | **0.0189405** | **0.1363351** | **0** | **1** |

**Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj 2013.**

A *nota 1* se refere a uma prova de matemática com 20 itens aplicada em março e a *nota 2*[[14]](#footnote-14) é a segunda[[15]](#footnote-15) prova de matemática com 20 itens aplicada em novembro. *Bullyng 1* se refere a todos os alunos que concordaram plenamente em já ter sofrido *bullying*, já *bullying 2* é quando agrupamos os alunos que disseram “talvez” em já ter sofrido *bullying*. As medidas de peso encontradas na tabela são provenientes do índice de massa corporal[[16]](#footnote-16) (IMC), onde abaixo do peso são os estudantes que atingiram um IMC menor que 18,5, peso normal os alunos com IMC maior ou igual a 18,5 e menor que 25 e acima do peso são os alunos com IMC maior ou igual a 25 e menor que 30. A variável *presença do responsável* foi construída com analise fatorial a partir de 4 itens do questionário do responsável[[17]](#footnote-17).

A variável *idade do professor* são os professores com idade até 24 anos. As especificações dos modelos usam outras categorias de idade. As variáveis *Turma* se refere a quantidade de alunos em sala de aula, onde *turma 1* são salas com até 20 anos, *turma 2* possui mais de 20 alunos e menos que 30 e *turma 3* são salas com mais de 30 alunos e menos que 40. Por fim, abandono significa o percentual médio de abandono do 6º ano do fundamental de cada unidade escolar. No caso, *abandono baixo* são escolas com percentual abaixo de 10%, *abandono médio* são escolas com valor de 11% a 25% e *abandono alto* são escolas com percentual maior de 26% e menor que 50%.

**3.1 Construção das habilidades não cognitivas**

Para construção da estratégia empírica, a estimação dos parâmetros de distribuição das variáveis latentes não cognitivas usa *scores* que medem as competências sócio emocionais. Os questionários aplicados pela Fundaj utilizam uma variedade de medidas relacionadas as habilidades sócio emocionais. A partir do questionário[[18]](#footnote-18), foi possível estabelecer indicadores relacionados a conscienciosidade, extroversão[[19]](#footnote-19) e estabilidade emocional para utilizarmos em nossas estimações.

Existem diferentes maneiras de medir os traços de personalidades dos indivíduos. Mischel *et al.* (1989) utilizam o experimento “Teste de Marshmallow[[20]](#footnote-20)” para medir esses traços. Os resultados mostram que as crianças com maiores capacidades de postergarem a recompensa são em média mais inteligentes, mais propensas a ter uma maior responsabilidade social e que o tempo postergação é significativamente relacionado com o SAT[[21]](#footnote-21). Estes resultados sugerem que as crianças que possuem uma capacidade de postergar a recompensa maior são mais capazes de lidar com maior número de problemas pessoais e sociais. São problemas que não são completamente atribuíveis à escola. Para os autores, a presença do pai nos primeiros anos de vida da criança é fundamental para tal comportamento, uma vez que ele estimula o desenvolvimento das funções executiva da criança, mesmo que de forma sutil, ao longo dos primeiros 4 anos de vida, por ora inibir e não conceder os desejos dos mesmos.

Sendo assim, é indispensável o uso de variáveis que expressem as habilidades não cognitivas dos estudantes, pois este conjunto de variáveis possibilitam melhores especificações para construção dos modelos. A maior parte das medidas sócio emocionais encontradas nos questionários são registradas em categorias que agrupam as reações dos alunos, como “concorda plenamente ou discorda plenamente”[[22]](#footnote-22). Conforme, Sarzosa e Urzúa (2015) é uma prática comum na literatura construir medidas sócio emocionais através da adição de respostas categóricas de várias perguntas sobre o mesmo tema, uma vez que este método incorpora um certo grau de continuidade nos *scores*, algo essencial para o processo de estimação. Os itens utilizados no questionário para construção de tais medidas podem ser encontrados no Apêndice A, e a Tabela 2 mostra as estatísticas descritivas dessas habilidades.

**Tabela 2: Estatística descritiva das habilidades não cognitivas dos alunos**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Conscienciosidade | Extroversão | Estabilidade emocional |
| Média | Desvio Padrão  | Média | Desvio Padrão  | Média | Desvio Padrão  |
| Todos | -0.0006 | 1.0033 | .00093 | 0.9992 | -0.0020 | 0.9993 |
| Homem | 0.162 | 1.091 | 0.172 | 1.026 | 0.028 | 0.993 |
| Mulher | -0.154 | 0.885 | -0.014 | 0.973 | -0.030 | 1.004 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj.

De acordo com os itens identificados pelo questionário para construção das medidas sócio emocionais, quanto mais baixo for o valor do *score,* maior é sua conscienciosidade. Quanto mais baixo for o *score*, mais extrovertido será o estudante, em relação ao *score* relacionado a estabilidade emocional, quanto mais baixo o seu valor mais instável é o estudante em relação a estabilidade emocional. Esses resultados também são encontrados por Santos e Primi (2014).

Santos e Primi (2014) investigaram as habilidades sócio emocionais dos alunos do Rio de Janeiro e Soto, John, Golsing e Potter (2011) também buscou compreender os perfis dos estudantes em vários lugares ao redor do mundo e os resultados foram bastante semelhantes. Ambos os estudos encontraram que as meninas tendem a ser mais conscienciosas, extrovertidas e amáveis, apesar de terem menor estabilidade emocional. Conforme Kyllonen *et al.* (2008) essas características são componentes dos cinco grandes fatores, que são apontados como relevantes para medir os traços e personalidade no contexto educacional.

**4 Estratégia Empírica**

Para estimar o desempenho do aluno foi utilizado o modelo de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO):

$$Y\_{i}=β\_{0}+ β\_{1}bullying\_{i}+β\_{2}X\_{i}+ε\_{i}$$

Onde $Y\_{i}$ representa a nota de matemática do estudante *i,* $bullying\_{i}$é uma variável binária que assume o valor 1 se o aluno afirma ter sofrido *bullying* e 0, caso contrário, $X\_{i}$ é o vetor de variáveis de controles, as quais se referem às características dos alunos, professores, diretores e escolas, como descrita na Tabela 1, e o termo $ε\_{i}$ diz respeito ao erro idiossincrático. Nosso interesse reside em estimar $β\_{1}$, pois este parâmetro representa o impacto do *bullying* na nota de matemática, ou seja, a diferença média esperada no desempenho acadêmico entre os alunos vítimas e não vítimas de *bullying*.

Entretanto, a estimativa feita pelo MQO pode ser envieasada devido a problemas de endogeneidade. Esse viés surge em decorrência de um grupo inadequado de comparação. Para esta análise, os alunos que não sofrem *bullying* podem possuir características distintas daqueles presentes nos alunos que sofrem *bullying* em decorrência da heterogeneidade que pode estar presente nas observações. Sendo assim, é necessário encontrar uma forma de tornar esses grupos comparáveis. Para contornar o problema de viés de seleção, deve-se encontrar um grupo de controle (alunos que não sofreram *bullying*) que permita a comparação com o grupo de tratamento (alunos que já sofreram *bullying*). Neste caso, o método do paramento[[23]](#footnote-23) é utilizado para construir um grupo de controle semelhante ao grupo de tratamento em termos de determinada características observáveis.

O método *propensity score matching* (PSM) busca encontrar para cada membro do grupo de tratado um grupo de controle mais parecido com base em caracteristicas observáveis, que representa o resultado que ele teria obtido caso ele não fosse tratado. Para isso, o método utiliza a probabilidade condicional de tratamento através de um vetor de características observáveis (ROSENBAUM e RUBIN, 1983).

O método tem como objetivo estimar o efeito médio do tratamento sobre os tratados. Para que isso seja possível, é preciso que as hipóteses de ignorabilidade[[24]](#footnote-24) e suporte comum[[25]](#footnote-25) sejam satisfeitas. A implementação do estimador de paramento pode ser mais complexa quando a dimensão do vetor $X\_{'}$ é grande. Uma maneira de contornar este problema é utilizar uma função de $X\_{'}$ que resume toda informação contida neste vetor. Essa função representa o *score* de propensão[[26]](#footnote-26) e significa a probabilidade neste caso, de sofrer *bullying*, dado o conjunto de características $X$ e possui a vantagem de reduzir o problema de dimensionalidade (ANGRIST e PISCHKE, 2009; CALIENDO E KOPEING, 2008; KHANDKER, KOOLWAL e SAMAD, 2010).

Para estimar o efeito do *bullying* sobre a nota, utilizamos diversos métodos de estimação com diferentes critérios apresentados pela literatura. Utilizamos o método de pareamento com escore de propensão com os critérios: *nearest-neighbor*, *radius* e *kernel* conforme a descrição de Becker e Ichino (2002).

O método de reponderação[[27]](#footnote-27) também é utilizado em nossas estimações. Este estimador se baseia somente na estimação do score de propensão, portanto deve-se ter bastante atenção na especificação do modelo escolhido para determinar o score de propensão (MENEZES-FILHO et *al.* 2012). Firpo e Pinto (2013) não recomendam o uso de implementações tradicionais, a exemplo da imputação ou reponderação (IPW), uma vez que não permitem conclusões imediatas à exigência de propriedades assintóticas.

Dessa forma, os resultados reportados neste trabalho se referem ao estimador que combina o método de regressão com o método de reponderação, pois seu estimador tem a propriedade de ser duplamente robusto[[28]](#footnote-28), uma vez que a ponderação das variáveis independentes evita potenciais fontes de viés de variáveis omitidas, independentemente do modelo paramétrico adotado, introduzindo uma robustez adicional tanto pela eliminação da correlação entre as covariadas omitidas quanto pela redução da correlação entre as variáveis omitidas e incluídas (WOOLDRIDDGE, 2007 ;IMBENS e WOOLDRIDDGE, 2009; FIRPO e PINTO, 2013).

Se o modelo paramétrico para o score de propensão estiver corretamente especificado ou se o modelo paramétrico para a regressão estiver corretamente especificado, o estimador é consistente para estimar o efeito médio do tratamento sobre os tratados (ATT[[29]](#footnote-29)) (ROBINS e RITOV, 1997). Para comparar e demonstrar a robustez dos resultados, os coeficientes de ambos os estimadores são apresentados na próxima seção.

Por fim, aplicamos o método de regressão quantílica[[30]](#footnote-30)(RQ), por ser mais robusto, em resposta aos *outliers* (KOENKER E HALLOCK, 2001; HALLOCK, MADALOZZO E RECK, 2010) e dar tratamento especial aos casos extremos, isto é, os estudantes com melhor e pior desempenho. A RQ permite considerar a heterogeneidade não observada e efeito de covariadas heterogêneas, quando a distribuição condicional da variável dependente não é homogênea. A partir da RQ, é possível estimar os coeficientes dos parâmetros para qualquer quantíl.

Koenker e Basset (1978) foram os pioneiros no estudo das regressões quantílicas. Segundo os autores, o método de RQ pode ser visto como uma extensão natural de regressão linear clássica. O estimador MQO produz estimativas aproximadas da média condicional da variável dependente, enquanto a RQ traça a inteira distribuição de desempenho em matemática, condicional no conjunto de variáveis explicativas, isto é, a RQ oferece uma melhor descrição dos dados, pois analisa a variável de interesse, *bullying*, por quantil, ou seja, ele vai além da estimativa de tendência central dos parâmetros das regressões clássicas, Koenker e Basset (1978). De fato, a RQ pode ser usada quando estimativas dos diferentes quantis de uma população são desejadas.

**5 Resultados**

Embora os resultados para os estimadores OLS e Regressão Quantítlica sejam reportados, a ênfase está nos métodos PSM, reponderaçao e estimador duplamente robusto. Os diferentes estimadores reportados apresentam a robustez dos resultados, permitindo a comparabilidade entre as estimativas. A Tabela 3 apresenta os resultados do *bullying* utilizando Minímos Quadrados Ordinários.

**Tabela 3: Impacto do bullying no desempenho de matemática, estimado por OLS**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
| Bullying | -0.0410\*\* | -0.0495\*\*\* | -0.0459\*\* | -0.0441\*\* | -0.0436\*\* |
|  | (0.0185) | (0.0184) | (0.0181) | (0.0184) | (0.0190) |
| Idade |  | -0.0724\*\*\* | -0.0490\*\* | -0.0426\*\* | -0.0376\* |
|  |  | (0.0224) | (0.0214) | (0.0207) | (0.0216) |
| Conscienciosidade |  | -0.0429\*\*\* | -0.0374\*\*\* | -0.0354\*\*\* | -0.0343\*\*\* |
|  |  | (0.0109) | (0.0113) | (0.0119) | (0.0103) |
| Extroversão |  | -0.00293 | 0.00213 | -0.00238 | -0.00244 |
|  |  | (0.00968) | (0.00945) | (0.00910) | (0.0101) |
| Estabilidade emocional |  | 0.0308\*\*\* | 0.0275\*\*\* | 0.0257\*\*\* | 0.0244\*\* |
|  |  | (0.00962) | (0.00957) | (0.00966) | (0.00976) |
| Reprovado 2 ou mais |  |  | -0.0860 | -0.0881 | -0.0894 |
|  |  |  | (0.0613) | (0.0623) | (0.0571) |
| Reprovado 1 vez |  |  | -0.0875\*\*\* | -0.0924\*\*\* | -0.0936\*\*\* |
|  |  |  | (0.0307) | (0.0315) | (0.0307) |
| Prop. Bolsa família |  |  | -0.353\*\*\* | -0.156\*\* | -0.0550 |
|  |  |  | (0.0959) | (0.0784) | (0.198) |
| Pré-escola |  |  |  | 0.0940\*\* | 0.0606 |
|  |  |  |  | (0.0413) | (0.0456) |
| Alfabetização |  |  |  | 0.0926\*\* | 0.0624 |
|  |  |  |  | (0.0444) | (0.0484) |
| Esc. PM e Aplicação |  |  |  | 0.360\*\*\* |  |
|  |  |  |  | (0.0703) |  |
| Controle do Aluno | Não | Sim | Sim | Sim | Sim |
| Controle dos Pais | Não | Sim | Sim | Sim | Sim |
|  |  |  |  |  |  |
| Controle do Professor | Não | Não | Sim | Sim | Não |
|  |  |  |  |  |  |
| Característica da Escola | Não | Não | Não | Sim | Não |
|  |  |  |  |  |  |
| Efeito Fixo da Escola | Não | Não | Não | Não | Sim |
| Observações | 3.235 | 2.584 | 2.562 | 2.470 | 2.492 |
| R-quadrado | 0.002 | 0.080 | 0.106 | 0.130 | 0.190 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj 2013. Nota: Erro padrão entre parênteses. “Controle do aluno” incluem o gênero do aluno, raça, índice de massa corporal (IMC), e se o aluno possui alguma doença. “Controle dos Pais” incluem a renda *per capita* familiar, *dummies* de ensino superior e ensino médio e a presença dos responsáveis para o aluno. “Controle do Professor” incluem o gênero do professor, experiência e idade. “Características da Escola” incluem *dummies* que captam o tamanho da turma, *dummies* de nível de abandono da turma e *dummies* de média diárias de faltas e proporção de meninas por turma. Erro padrão ajustados para turmas com *clustering* e heteroscedasticidade. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1 indica o nível de significância estatística.

A Tabela 3 mostra diversas especificações com OLS. A coluna (1) é a especificação mais simples, não apresenta nenhuma variável de controle. Na coluna (2) são adicionadas algumas variáveis de controle do aluno, dos pais e as habilidades sócio emocionais do aluno. A coluna (3) inclui variáveis referentes as características do professor: gênero, experiência e idade. Além disso, inclui se o aluno já foi reprovado 1 ou 2 vezes ou mais e se a família do aluno recebe bolsa família. A coluna (4) adiciona controles referentes as características da escola. A coluna (5) utiliza uma forma alternativa de controlar pelas características do professor e da escola através dos efeitos fixo da escola, pois dessa forma o modelo proposto na coluna (5) é mais parcimonioso e capta potenciais efeitos não observáveis presentes na característica da escola.

Ressalta-se que a coluna (1) até a coluna (5) o R-quadrado aumenta conforme o número de variáveis é incluída nos modelos. Embora o coeficiente do *bullying* entre -0.0410 e -0.0495 em todos os modelos eles foram significantes a um nível de 5%. Essas oscilações entre as magnitudes dos coeficientes ocorrem em função das variáveis de controle serem correlacionados com o *bullying*, tornando os coeficientes do *bullying* superestimados. Dessa forma, uma possível razão para o decaimento é a inclusão de mais variáveis aos modelos. Em todos os modelos, a percepção do aluno ao afirmar ter sofrido *bullying* é relacionada negativamente com seu desempenho em matemática. De acordo com a coluna (5), estudantes que já sofreu *bullying* tem um desempenho inferior de aproximadamente 4,34% menor do que os estudantes que dizem não ter sofrido *bullying*.

Percebe-se que os alunos mais jovens apresentam melhores desempenhos. As habilidades sócio emocionais, como conscienciosidade e estabilidade emocional também afetam as notas dos alunos, ou seja, quanto maior for a conscienciodade[[31]](#footnote-31) do aluno, pior é seu desempenho. E quanto mais instável emocionalmente for o aluno, menor será a sua nota. Esses resultados também são encontrados por Santos e Primi (2014).

Além disso, os alunos que reprovaram uma vez apresentam notas significativamente inferiores a 5% de significância, porém os alunos que reprovaram duas ou mais vezes não apresentaram notas significativamente inferiores em comparação aos alunos que não reprovaram. A coluna (4) mostra que os alunos que iniciaram sua vida escolar na pré-escola ou alfabetização apresentam desempenho maior quando comparado com os alunos que iniciam sua vida escolar mais tarde a um nível de 5% de significância. Por fim, destaca-se que as escolas da Polícia Militar e o Colégio Aplicação[[32]](#footnote-32) da UFPE apresentam melhores desempenhos quando comparados aos demais colégios da rede pública do Recife.

A Tabela 4 reporta os resultados do *propensity score matching*. O resultado do modelo *logit* pode ser encontrado na Tabela 1A nos anexos. Para estimar o efeito médio do tratamento sobre os tratados (ATT) aplicamos três métodos: *nearest neighbor matching* com reposição e *nearest neighbor matching* sem reposição*, radius matching e Kernel matching*. Em todos os métodos, o bullying apresenta efeito negativo sobre as notas dos alunos a um nível de 5% de significância e o parâmetro estimado foi considerado ainda maior.

**Tabela 4: Impacto do *bullying* no desempenho em matemática com PSM**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Método de *matching* | Nota em matemática | Erro padrão | Erro padrão*boostrap* | Estatística T | Tratados | Controle |
| Nearest neighbor com reposição | -0.05679\*\* | 0.02574 | 0.026215 | -2.21 | 934 | 1.531 |
| Nearest neighbor sem reposição | -0.05199\*\* | 0.02109 | 0.02337 | -2.46 | 934 | 1.531 |
| Radius/Caliper | -0.04306\*\* | 0.02041 | 0.02125 | -2.11 | 926 | 1.531 |
| Epanechnikov Kernel | -0.05236\*\*\* | 0.01980 | 0.01748 | -2.64 | 934 | 1.531 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj 2013. Nota: Suporte comum satisfeito. Erro padrão entre parênteses. O Erro padrão estimado com 200 replicações de *bootstrap* é reportados em colchetes. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1 indica o nível de significância estatística.

Em todos os modelos estimados, as habilidades sócio emocionais desempenham um papel importante em reduzir a probabilidade do aluno dizer que já sofreu *bullying*. De acordo com a Tabela 2A do Apêndice pode-se notar que a estabilidade emocional do aluno afeta negativamente a chance de o estudante sofrer *bullying*. Esse resultado também é encontrado por Sarzosa e Urzúa (2015) em que verificam que as habilidade não cognitivas[[33]](#footnote-33) reduzem a chance de sofrer *bullying* [[34]](#footnote-34).

Para Carneiro, Crawford e Goodman (2007) os economistas muitas vezes possuem uma visão simplificada sobre como as habilidades não cognitivas agem e podem determinar os resultados sociais e econômicos. Isso ocorre em parte, porque essas habilidades são intrinsecamente multidimensionais. Para os autores, essas habilidades podem impactar o comportamento dos indivíduos ao longo da vida, como por exemplo; a possibilidade de fumar aos 16 anos de idade, a condição de saúde aos 42 anos de idade, a empregabilidade nesta mesma idade, entre outros fatores. O estudo sugere que as habilidades não cognitivas parecem ser mais maleáveis do que as habilidades cognitivas. Uma política de educação visando tais habilidades pode ser mais eficaz na geração de bem-estar do que uma política que atinja apenas habilidades cognitivas.

Outros fatos também chamaram atenção. Os resultados sugerem que os estudantes negros possuem maior chance de declarar sofrer *bullying* e os estudantes mais jovens também são mais sensíveis ao *bullying* a um nível de 5% de significância. Outro resultado curioso é que os alunos com peso mais baixo tendem a sofrer menos *bullying* quando comparado com os alunos obesos a 5% de significância. Por fim, nota-se que a escola da Polícia Militar e o Colégio Aplicação são escolas com menor probabilidade de os estudantes declararem *bullying*.

A Tabela 5 apresenta os resultados do método de reponderação (IPW) e a técnica duplamente robusta (IPWRA). Os resultados revelam os parâmetros dos estimadores de ponderação pelo inverso do *propensity score* e do estimador duplamente robusto. Em ambos os casos os coeficientes referentes à variável *bullying* são negativos e significantes a 5%.

**Tabela 5: Impacto do Bullying sobre o desempenho em matemática, ATT estimado a partir do estimadores IPW e IPWRA**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Variável** | **IPW** | **IPWRA** |
| **Coeficiente** | **Erro padrão** | **z** | **Coeficiente** | **Erro padrão** | **z** |
| ***Bullying*** | -0.043255\*\* | 0.019579 | -2.21 | -0.041782\*\* | 0.019501 | -2.14 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj 2013. Nota: \* p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01.

A próxima etapa é estimar o efeito do *bullying* entre os gêneros, pois é possível que exista alguma heterogeneidade de efeito. A Tabela 1.6 apresenta o efeito do *bullying* para os meninos e para as meninas. Em Recife, as alunas do 6º ano são mais sensíveis ao *bullying* quando comparado com os alunos. Especificamente, as meninas têm sua performance em matemática reduzida em aproximadamente 5,70% em comparação com as meninas que não sofreram *bullying*. Por outro lado, os meninos que sofrem *bullying* possui um desempenho de aproximadamente 4,85% menor que os meninos que não sofreram *bullying*. Nota-se que as meninas são mais vulneráveis a este comportamento do que os meninos.

O painel B da Tabela 6 ilustra o papel do gênero do professor em aliviar os efeitos do *bullying*. Para Casey e Fuller (1994), Martin e Ross (2005) e Hirdes (2010) as professoras são mais propensas em ajudar vítimas de *bullying* que os homens e também são mais empáticas. Para Kibriya, Xu e Zhang (2015) as professoras são mais severas que os professores em determinadas situações, elas buscam conversar com alunos e envolver os estudantes em sala de aula. Ao decompor a amostra pelo gênero do professor, pode-se notar que a presença da professora pode aliviar o efeito do *bullying* entre os gêneros. Essa diferença de efeito pode ser em função dos diferentes papeis que os gêneros dos professores desempenham em sala de aula.

**Tabela 6: Impacto do bullying sobre o desempenho em matemática por gênero de aluno e professor**

|  |
| --- |
| A. Decomposição por gênero |
|  | Menina | Menino |
| Coeficiente | -0.057022\*\* | -0.048590\* |
| Erro padrão | (0.02873) | (0.02820) |
| Estatística T | -1.98 | -1.72 |
| Tratados | 478 | 455 |
| Controle | 800 | 731 |
| B. Decomposição por gênero do professor |
|  | Professora com meninas | Professor com meninos |
| Coeficiente | -0.019557 | -0.08236 |
| Erro padrão | (0.03337) | (0.06220) |
| Estatística T | -0.59 | -1.32 |
| Tratados | 325 | 241 |
| Controle | 545 | 140 |
|  | Professora com meninos | Professor com meninas |
| Coeficiente | -0.049166 | -0.15594\*\*\* |
| Erro padrão | (0.03173) | (0.05890) |
| Estatística T | -1.55 | -2.65 |
| Tratados | 316 | 142 |
| Controle | 487 | 237 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj 2013. Nota: Suporte comum satisfeito. Erro padrão entre parênteses. *Kernel matching* é aplicado. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1 indica o nível de significância estatística.

Por fim, estimamos o modelo com efeito fixo da escola especificado na colunar (5) da Tabela 3 a partir da regressão quantílica com objetivo de estimar o coeficientes da variavel de interesse em diferentes quantis. Os resultados estimados na Tabelas 3A do apêndice validam as evidencias de Sarzosa e Urzúa (2015), ou seja, os alunos no quantil 0,9 da distribuição da nota de matemática (com maiores desempenho) são mais sensíveis ao *bullying*. Este resultado pode ser ocasionado de forma proposital, conforme mencionado por Bursztyn e Jensen (2015) e/ou por consequências psicológicas negativas associadas ao *bullying*.

A Tabela 4A apresenta os resultados da regressão quantílica apenas para os alunos do Colégio Militar. O modelo perde precisão por considerar apenas 57 estudantes. Note que a magnitude do efeito é bastante acentuada e significativa a 5% para os estudantes no quantil 0,1 e 0,9 da distribuição da nota e a 10% no quantil 0,8. Mais uma vez, os alunos com maiores desempenhos são mais sensíveis de forma negativa ao *bullying* e os alunos com desempenho mais baixo e que sofrem *bullying* apresentam notas mais altas quando comparado com os alunos do mesmo quantil que não sofreram *bullying*. Embora não seja correto comparar o Brasil com Estados Unidos, para Lipman (2003) e Galaviz *et al.* (2011), existe um discurso cultural dos militares dos Estados Unidos racializado, misógino e homofóbico. Duas turmas de 31 alunos foram escolhidas no Colégio da Polícia e de um total de 62 alunos, 15 afirmaram ter sofrido bullying, dos quais 11 são meninas e 4 são meninos.

**6 Testes de robustez**

Esta seção fornece as análises de robustez dos resultados a partir da hipótese de suporte comum e da qualidade do *matching.* A primeira é verificada a partir da análise gráfica, enquanto a qualidade é analisada a partir da distribuição das covariadas entre os grupos de tratamento e controle. Além destes testes, ainda se emprega o método de regressão para testar a suposição de *unconfoundedess* para analisar o efeito placebo.

A hipótese de suporte comum garante que os alunos com o mesmo score de propensão possuam uma probabilidade positiva de ser tratado ou não tratado. Uma das maneiras de testar esta suposição é através de um gráfico. A Figura 2 compara a distribuição do *propensity score* dos dois grupos. A boa aderência do pareamento pode ser notada ao observar a distribuição do escore de propensão.

**Figura 2: Densidade de Kernel do escore de propensão após pareamento dos alunos do 5º**

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| Nearest neighbor com reposição | Nearest neighbor sem reposição |
|  |  |
| Radius matching | Kernel matching |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj 2013.

Outro procedimento importante nesse tipo de metodologia é a checagem das condições de balanceamento. A Tabela 8 mostram as médias das variáveis nos grupos de tratamento e controle. Após o pareamento, para todas as covariadas não foi possível rejeitar a hipótese nula de igualdade de médias e, portanto, tem-se um pareamento com um bom balanceamento.

**Tabela 8: Diferença de médias, antes a após o matching, entre os grupos de tratamento e controle**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Antes do Matching | Depois do Matching |
| Tratamento | Controle | P-valor | Tratamento | Controle | P-valor |
| Características do Aluno |
| Menino | 0.50326 | 0.50075 | 0.890 | 0.49136 | 0.48915 | 0.924 |
| Branco | 0.18113 | 0.20364 | 0.124 | 0.18359 | 0.17658 | 0.695 |
| Negro | 0.14577 | 0.10862 | 0.002 | 0.14255 | 0.15177 | 0.575 |
| Amarela | 0.0114 | 0.01844 | 0.119 | 0.00864 | 0.00926 | 0.887 |
| Indígena | 0.01954 | 0.01694 | 0.588 | 0.0162 | 0.01841 | 0.715 |
| Idade | 11.659 | 11.679 | 0.586 | 11.608 | 11.602 | 0.902 |
| Abaixo do peso ideal | 0.51221 | 0.53214 | 0.271 | 0.5108 | 0.50868 | 0.927 |
| Peso Normal | 0.37541 | 0.38964 | 0.420 | 0.38013 | 0.38394 | 0.866 |
| Acima do Peso | 0.08713 | 0.06577 | 0.024 | 0.08639 | 0.08701 | 0.962 |
| Doença | 0.16137 | 0.15427 | 0.590 | 0.18143 | 0.18152 | 0.996 |
| Conscienciosidade | 0.0211 | -0.03573 | 0.151 | 0.01531 | 0.01822 | 0.951 |
| Extroversão | -0.00728 | -0.00246 | 0.903 | -0.02631 | -0.03485 | 0.850 |
| Estabilidade emocional | -0.22469 | 0.13869 | 0.000 | -0.21853 | -0.22123 | 0.955 |
| Características dos pais |
| Presença do responsável | 0.03937  | 0.00041 | 0.335  | 0.02909  | -0.00032 |  0.536 |
| Renda familiar per capita |  208.25 | 217.59 | 0.195 |  210.12 |  210.03  |  0.991  |
| Superior | 0.01193  | 2197 |  0.051  | 0.0108  | 0.01000  |  0.866 |
| Ensino Médio | 0.31468 | 0.35211 | 0.040 | 0.31857 | 0.30976 | 0.683 |
| Ensino Fundamental | 0.52294  | 0.56789 | 0.019  | 0.52808 | 0.52787 | 0.993 |
| Características dos professores |
| Professor Mulher | 0.69625 | 0.67364  |  0.180 | 0.69222 | 0.67889  | 0.537 |
| Experiência Professor 1 | 0.11175  | 0.11234  | 0.959 | 0.11123  | 0.10961 | 0.911  |
| Experiência Professor 2 |  0.2614 | 0.22322 | 0.013  | 0.26026 | 0.2506 |  0.634 |
| Experiência Professor 3 | 0.12296 | 0.14699  | 0.054  | 0.12095 | 0.12834 | 0.630  |
| Experiência Professor 4 | 0.09202  | 0.12556  |  0.003  | 0.10043  | 0.09602  | 0.750 |
| Idade Professor 1 | 0.04072 | 0.0284 |  0.057  | 0.03996 | 0.03775 | 0.806  |
| Idade Professor 2 | 0.13844 | 0.1415 | 0.807 | 0.14147 | 0.13228  |  0.565  |
| Idade Professor 3 | 0.25977  | 0.27205 | 0.444  | 0.25486  | 0.25612 | 0.950 |
| Idade Professor 4 | 0.32655  | 0.3139 |  0.454 | 0.32937 | 0.32761 | 0.936  |
| Características da escola |
| Turma 1 | 0.01873 | 0.01744  |  0.788 | 0.01296  | 0.01321 | 0.962 |
| Turma 2 | 0.14658 |  0.13303  |  0.279  | 0.14903 | 0.14898 | 0.998  |
| Turma 3 | 0.49267  | 0.4858 |  0.704 |  0.48056  |  0.47943  |  0.961  |
| Abandono Baixo |  0.83143 | 0.87793 | 0.000  | 0.84665  | 0.85103  |  0.793 |
| Abandono Médio | 0.14577 |  0.10663  | 0.001  | 0.13391 | 0.12698 | 0.658 |
| Proporção de Meninas | 0.48963 | 0.49494  |  0.198 | 0.49193 | 0.49355 | 0.759  |
| PM e Aplicação | 0.01466  | 0.03288 |  0.002  | 0.01728 |  0.01443 | 0.623 |
| Menor de 30% e maior que 10% | 0.16775 |  0.16293  |  0.720  | 0.16847  | 0.16137  |  0.681 |
| Maior que 30% | 0.00814 | 0.01345 |  0.168 |  0.00972 | 0.00915 |  0.899  |
| Variáveis de desempenho e programa sociais |
| Reprovado 2 vezes ou mais | 0.07329  | 0.07474  | 0.879 | 0.06479  |  0.06933 |  0.697 |
| Reprovado 1 vez | 0.20521  | 0.19532  |  0.494 | 0.20194 |  0.19837 |  0.848 |
| Bolsa Família | 0.60459 | 0.57723  | 0.149 | 0.59611 | 0.59226 |  0.866 |
| Pré-escola | 0.73604 | 0.71029  |  0.120 | 0.73758  | 0.73855 | 0.962 |
| Alfabetização | 0.20928  | 0.24165  |  0.034 | 0.22354 | 0.2233 |  0.990 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj 2013. Nota: Suporte comum satisfeito. *Radius caliper* é aplicado.

Uma das suposições do PSM é a ignorabilidade*,* ou seja, o vetor de variáveis observáveis contém todas as informações sobre o resultado potencial na ausência do tratamento. A regressão placebo é utilizada para testar esta suposição. Para isso, selecionamos todas as variáveis usadas na estimação do *propensity score*, porém com uma nova variável dependente que assumimos ser exógena ao tratamento. Caso exista alguma variável omitida correlacionada com o tratamento, deve-se esperar que o coeficiente estimado do *bullying* seja estatisticamente diferente de zero, caso contrário a hipótese de igonarabilidade é assegurada.

Utilizamos o gênero do professor alocado nas turmas de matemática, uma vez que esta variável é independente ao estudante. A Tabela 9 revela os resultados da regressão placebo[[35]](#footnote-35). Note que não foi possível rejeitar a hipótese nula da variável *bullying*, sugerindo que variáveis omitidas que estão relacionadas com o tratamento não existem.

Tabela 9: Resultados para efeito placebo estimados por MQO

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|    | (1) | (2) |
| Bullying | 0.0226 | 0.0167 |
|  | (0.0193) | (0.0195) |
| Demais Controles | Não | Sim |
| Observações | 3.235 | 2.469 |
| R-quadrado | 0.001 | 0.258 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj 2013. Nota: ‘Demais controles” refere-se a todos os controles utilizados no modelo 4 da Tabela 1.4. Erro padrão ajustados para turmas com *clustering* e heteroscedasticidade. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1 indica o nível de significância estatística.

**6.1 Análise de sensibilidade**

Esta seção fornece uma análise de sensibilidade proposta por Rosenbaum (2002) que busca avaliar o impacto potencial do viés de seleção que surge devido a variáveis não observadas. Para isso, utilizamos diferentes valores de Γ que mede a diferença de chance de receber o tratamento entre as observações com as mesmas características observáveis, para verificar as alterações na inferência devido à existência de fatores de confusão não observáveis. A Tabela 10 mostra os resultados para Γ variando de 1 a 1.5 e os correspondendes valores limites do p-valor.

**Tabela 10: Análise de sensibilidade para a nota de Matemática**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Γ | p-crit+ | p-crit- |
| 1.02 | 0.0000 | 0.0000 |
| 1.05 | 0.0000 | 0.0002 |
| 1.08 | 0.0000 | 0.0008 |
| 1.1 | 0.0000 | 0.0023 |
| 1.13 | 0.0000 | 0.0056 |
| 1.15 | 0.0000 | 0.0124 |
| 1.18 | 0.0000 | 0.0248 |
| 1.20 | 0.0000 | 0.0459 |
| 1.23 | 0.0000 | 0.0784 |
| 1.25 | 0.0000 | 0.1248 |
| 1.27 | 0.0000 | 0.1862 |
| 1.3 | 0.0000 | 0.2618 |

Fonte: Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Fundaj, 2013.

A Tabela 10 revela que o valor do gamma crítico Г está entre 1,23 e 1,25 para o método de *kernel*, considerando o ATT referente à nota de matemática dos alunos. Esse resultado indica que os alunos pareados aparentemente similares em termos de suas características observáveis e que fazem parte da região de suporte comum, podem diferir em suas probabilidades de participar do tratamento (*bullying*) por um fator de até 1,25 que os resultados do ATT se mantém inalterados.

**7 Considerações Finais**

Este trabalho buscou avaliar o impacto do *bullying* na nota de matemática dos alunos do 6º ano do ensino fundamental das escolas públicas do Recife, utilizando os métodos do *Propensity Score Matching*, Mínimos Quadrados Ordinários e regressão quantílitica, aplicando, testes de robustez e análise de sensibilidade proposta por Rosenbaum (2002).

Para Kibriya, Xu e Zhang (2015) análises quantitativas que busquem entender o *bullying* em países em desenvolvimento são raras. Este trabalho teve como objetivo preencher este espaço na literatura nacional através de um estudo utilizando os dados resultante da pesquisa realizada pela Fundação Joaquim Nabuco, no ano de 2013. A análise principal se baseou no sofrimento do *bullying* reportado pelos estudantes, e, foi observado que este fenômeno possui um impacto significado e negativo em matemática. Os resultados sugerem que o *bullying* possui um efeito mais elevado para as meninas. Contudo, esse impacto pode ser reduzido quando os alunos se deparam com uma professora em sala de aula. Já os professores não são capazes de mitigar esse efeito para os estudantes homens.

Os resultados encontrados sugerem que as habilidades sócio emocionais podem ajudar os estudantes a lidar com o *bullying*. Os alunos que apresentam maiores desempenho em sala de aula são mais sensíveis a este comportamento. Dessa forma, programa de combate a prática do *bullying* podem ter especial atenção com essas habilidades não cognitivas, alunos com bom desempenho e componentes relacionados ao gênero do estudante. São necessárias maiores investigações do papel do gênero do professor com sua capacidade de mitigar o efeito do *bullying* em sala de aula, dessa forma, formadores de políticas podem considerar esta influência como importante instrumento de combate ao *bullying*.

Diversas técnicas econométricas foram utilizadas para contornar problemas de endogeneidade. Além disso, testes de robustez sustentam os resultados encontrados. O teste de sensibilidade proposto por Rosenbaum (2002) indicou que os resultados são sensíveis à presença de variáveis omitidas. Um experimento com desenho semelhante utilizado por Bursztyn e Jensen (2015) pode ajudar a identificar o quanto da queda de desempenho dos alunos é explicado pelas consequências do *bullying* e o quanto dessa diminuição é proposital, uma vez que os alunos podem estudar menos com objetivo de evitar custos sociais.

Este trabalho destaca a importância de novas pesquisas envolvendo a influência da rede de amizades em sala de aula. Um fator inédito da base de dados da Fundaj para o Brasil é a informação referente a rede de amizades do aluno dentro da sala de aula. Essa rede de amizades foi explorada por Raposo e Menezes (2014), com objetivo de identificar as influências dos pares no desempenho escolar individual. As autoras identificam um efeito positivo e significativo do desempenho escolar dos amigos diretos sobre o resultado escolar individual. Novos estudos que busquem explorar a rede de amizade dos alunos envolvendo o *bullying* podem contribuir para este tema.

**Referências Bibliográficas**

ABADIE, A.; IMBENS, G. Simple and Bias-Corrected Matching Estimator for Average Treatment Effect. NBER Working Paper. n. 283, 2002.

ANGRIST, J. D.; PISCHKE, J. S. **Mostly harmless econometrics: an empiricist's companion**. Princeton: Princeton university press, 2009.

ALMLUND, M., DUCKWORTH, A. L., HECKMAN, J. J.; KAUTZ, T. D. **Personality psychology and economics.**  (No. w16822). National Bureau of Economic Research. 2011.

BARRO, R. Economic Growth in a Cross-Section of Countries. **Quarterly Journal of Economics***.* 106(2):407-443. 1991.

BOWLES, S.; GINTIS, H. Schooling in capitalist America revisited. **Sociology of education**, p. 1-18, 2002.

BOWLES, S.; HERBERT, G. Schooling in Capitalist America: Educational Reform and the Contradictions of Economic Life. New York: Basic Books. 1976.

BROWN, B. B. Adolescents’ relationships with peers. **Handbook of adolescent psychology**, v. 2, p. 363-394, 2004.

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

CALIENDO, M.; KOPEINIG, S. Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. **Journal of Economic Surveys**, v. 22, n. 1, p. 31–72, 2008.

CARD, D.; KRUEGER, A. B. Does School Quality Matter? Returns to Education and the Characteristics of Public Schools in the United States. **The Journal of Political Economy**, *100*(1), 1-40. 1992

CARNEIRO, P.; CRAWFORD, C.; GOODMAN, A. TheImpact of Early Cognitive and Non-Cognitive Skills on Later Outcomes. CEE Discussion Papers 0092, Centre for the Economics of Education. 2007.

CASEY, R. J.; FULLER, L. L. Maternal regulation of children's emotions. **Journal of Nonverbal Behavior**, *18*(1), 57-89. 1994.

DEHEJIA, R.; WAHBA, S. Casual effects of nonexperimental studies: reevaluating the evaluation of training programs. **Journal of American Statistical Association**. v.94, p.1053-1062, 1999.

FANTE, C. **Fenômeno bullying: como prevenir a violência nas escolas e educar para a paz**.Verus Editora, 2005.

FARKAS, G., GROBE, R., SHEEHAN, D., SHUAN, Y., 1990. Coursework mastery and school success: gender, ethnicity, and poverty groups within an urban school district. **American Educational Research Journal** 27, 807–827.

FARKAS, G., ENGLAND, P., VICKNAIR, K., KILBOURNE, B., 1997. Cognitive skill, skill demands of jobs, and earnings among young European American, African- American, and Mexican-American workers. **Social Forces** 75, 913–940.

FIRPO, S.; PINTO, R. C. Combinando Estratégias para Estimação de Efeitos de Tratamento. C-Micro, **Working paper 3**, jan., 2013.

GALAVIZ, B.; PALAFOX, J.; MEINERS, E. R.; QUINN, T. The militarization and the privatization of public schools. **Berkeley Review of Education**, v. 2, n. 1, 2011.

GENSOWSKI, M. Personality, IQ, and lifetime earnings. Discussion Paper 8235, IZA. 2014.

GLEWWE, P; PARK, A; ZHAO, M. A better vision for development: Eyeglasses and academic performance in rural primary schools in China. **Journal of Development Economics**, 2016.

HALLOCK, K. F.; MADALOZZO, R.; RECK, C. G. Ceo pay-for-performance heterogeneity using quantile regression. **Financial Review**, 45(1), 1–19, 2010

HANUSHEK, E.; KIMKO D. Schooling, Labor Force Quality, and the Growth of Nations. **American Economic Review**90(5): 1184-1208. 2000.

HECKMAN, J.; ICHIMURA, H.; TODD, P. Matching as an econometric evaluation estimator. **Review of Economic Studies**. v. 65, p. 261-294, 1998.

HECKMAN, J. J.; STIXRUD, J.; URZÚA, S. The Effects of Cognitive and Non cognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior. **Journal of Labor Economics**, University of Chicago Press, vol. 24(3), pages 411-482, July, 2006.

HECKMAN, J J.; JACOBS, B. Policies to create and destroy human capital in Europe. National Bureau of Economic Research, 2010.

HIRDES, C. L. Gender and Race of Teacher and Student: Are They Related to Teacher Responses to Incidents of School Bullying?. 2010.

IMBENS, G. Nonparametric estimation of everage treatment effects under exogeneity: **A review. Review of Economics and Statistics**. v. 86, n. 1, p. 1-29, 2004.

IMBENS, G.; WOOLDRIDGE, J. Recent developments in the econometrics of program evaluation. Journal of Economic Literature. v. 47, n 1, p. 5-86, 2009.

KERCKHOFF, A., RAUDENBUSH, S., GLENNIE, E., 2001. Education, cognitive skill, and labor force outcomes. **Sociology of Education** 74, 1–24.

KHANDKER, S. R.; KOOLWAL, G. B.; SAMAD, H. A. Propensity Score Matching. In: **Handbook on impact evaluation: Quantitative methods and practices**. Washington, DC: The World Bank, 2010. p. 53–69.

KOENKER, R.; BASSETT, G. Quantile Regression. **Econometrica**, v.46, p.33-50, 1978.

KOENKER, R.; HALLOCK, K. Quantile regression: an introduction. **Journal of Economic Perspective**, 15, 143–156, 2001.

KYLLONEN, P. K.; LIPNEVICH, A. A.; BURRUS, J.; ROBERTS, R. D. Personality, Motivation, and College Readiness: A Prospectus for Assessment and Development. **Educational Testing Service** (ETS). Princeton, New Jersey. 2008.

LALONDE, R. J. Evaluating the econometric evaluations of training programs with experimental data. **American Economic Review**. v. 76, p. 604-620, 1986.

LEVITT, S D.; DUBNER, S J. Think like a freak. William Morrow, 2014.

LIPMAN, Matthew. **Thinking in education**. Cambridge University Press, 2003.

LUKASZEWSKI, A. W.; RONEY, J. R. The origins of extraversion: Joint effects of facultative calibration and genetic polymorphism. **Personality and Social Psychology Bulletin**, v. 37, n. 3, p. 409-421, 2011.

MARTIN, J.; ROSS, H. Sibling aggression: Sex differences and parents' reactions. **International Journal of Behavioral Development**, *29*(2), 129-138. 2005.

MENEZES-FILHO, N. A. **Avaliação Econômica de Projetos Sociais**. 1. ed. São Paulo: Dinâmica Gráfica e Editora, 2012.

MISCHEL, W.; SHODA, Y.; Rodriguez, M. L. (1989). Delay of gratification in children. **Science** 244 (4907), 933-938.

MCCRAE, R R.; JOHN, O P. An introduction to the five‐factor model and its applications. **Journal of personality**, v. 60, n. 2, p. 175-215, 1992

MULLIS, I. V.; MARTIN, M. O.; FOY, P.; DRUCKER, K. T. PIRLS 2011 International Results in Reading. International Association for the Evaluation of Educational Achievement. Amsterdam, The Netherlands. 2012.

MURNANE, R. J.; WILLET, J. B.; DUHALDEBORDE, Y.; TYLER, J. H. How important are the cognitive skills of teenagers in predicting subsequent earnings?. **Journal of Policy Analysis and Management**, v. 19, n. 4, p. 547-568, 2000.

PREFEITURA DO RECIFE, PNUD *ET AL*. Metodologia de divisão do território do recife adotada no atlas municipal do desenvolvimento humano. In: **Desenvolvimento humano no recife – atlas municipal**.Recife, 2005.

RAPOSO, I. P, A.; MENEZES, T. A. Impacto do efeito de pares sobre o desempenho escolar dentro da rede direta de amizades na turma. **Working in progress**. July, 2014.

RIANI, J. L. R.; RIOS-NETO, E. L. G.Background familiar versus perfil escolar do município: qual possui maior impacto no resultado educacional dos alunos brasileiros? **Revista Brasileira de Estudos Populacionais**, v. 25, n. 2, p. 251-269, 2008.

ROBINS, J. M.; RITOV, Y. A curse of dimensionality appropriate (coda) asymptotic theory for semiparametric models. **Statistics in Medicine**. v. 16, p.285-319, 1997.

ROSENBAUM, P. Observational studies. Nova York: Springer Verlag, 2002. 375p.

ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. **Biometrika**, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983.

RUBIN, D. Matching to remove bias in observational studies. **Biometrics**. v. 29, p. 159-183, 1973.

RUBIN, D. Assignment to treatment group on the basis of a covariate. **Journal of Educational Statistics**. v. 2, n. 1, p. 1-26, 1977.

RUBIN, D. Using multivariate matched sampling and regression adjustment to control bias in observational studies. **Journal of American Statistical Association**. v. 74, p. 318-328, 1979.

SALA-I-MARTIN X.; DOPPELHOFER G.; MILLER R. Determinants of Long-Term Growth: A Bayesian Averaging of Classical Estimates (BACE) Approach, **American Economic Review**. 94(4): 813-835. 2004.

SANTOS, D.; PRIMI, R. 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**, 2014.

SOTO, C.; JOHN, O.; GOSLING, S.; POTTER, J. Age differences in personality traits from 10 to 65: Big Five domains and facets in a large cross-sectional sample. **Journal of personality and social psychology** 100 (2), p. 330, 2011.

WOOLDRIDGE, J. Inverse probability weighted estimation for general missing data problems. **Journal of Econometrics** 141:1281–1301, 2007.

**Apêndice**

**A Informação utilizada para criar as os scores das habilidades não cognitivas e presença do responsável**

**Conscienciosidade**

Você gosta de ir para escola? Você faz dever de casa de matemática? Com que frequência você estuda as matérias da escola? Quando você tem uma prova você costuma estudar somente na véspera da prova? Você lê revistas em quadrinhos ou livros de histórias? Vou terminar o ensino médio? Vou fazer faculdade?

**Extroversão**

Sou uma pessoa popular, tenho muitos amigos? O aluno é fisicamente atraente? O aluno tem uma personalidade atraente (é carismático)? O aluno é extremamente tímido?

**Estabilidade emocional**

Você se sente deixado de lado na sua sala de aula? Eu gosto de mim do jeito que eu sou? Eu mudaria algo físico em mim? Eu mudaria algo na minha personalidade? Estou tentando perder (ganhar) peso? Eu mudaria de família se pudesse? Eu gostaria de estudar numa escola diferente?

**Presença do responsável**

Você participa do conselho escolar? Este ano, você já conversou com algum professor da escola para saber como o aluno [falar nome ]está indo? Você confere o boletim escolar do aluno [falar nome]? Se o aluno [falar nome] tira boa nota, você costuma elogiar?

**Tabela 1A - Papel das habilidades não cognitivas**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| *Bullying* | Coeficiente | Erro padrão  | Estatística t | P valor | Intervalo de Confiança  |
| Limite Inferior | Limite Superior |
| Homem | 0.0315483 | 0.0900364 | 0.35 | 0.726 | -0.1449199 | 0.2080164 |
| Branco | -0.0993068 | 0.1132489 | -0.88 | 0.381 | -0.3212706 | 0.122657 |
| Negro | 0.2630003 | 0.1309174 | 2.01 | 0.045 | 0.006407 | 0.5195937 |
| Idade  | -0.1505146 | 0.0598539 | -2.51 | 0.012 | -0.267826 | -0.0332032 |
| Abaixo do peso ideal | -0.746746 | 0.3359548 | -2.22 | 0.026 | -1.405.205 | -0.0882866 |
| Peso normal | -0.7980587 | 0.3373092 | -2.37 | 0.018 | -1.459.173 | -0.1369447 |
| Acima do peso | -0.3315147 | 0.364212 | -0.91 | 0.363 | -1.045.357 | 0.3823277 |
| Conscienciosidade | 0.0543598 | 0.0445333 | 1.22 | 0.222 | -0.0329239 | 0.1416435 |
| Extroversão | -0.0184709 | 0.0453776 | -0.41 | 0.684 | -0.1074093 | 0.0704675 |
| Estabilidade emocional | -0.3598603 | 0.0436649 | -8.24 | 0.000 | -0.445442 | -0.2742786 |
| Reprovado 2 ou mais | 0.2241488 | 0.2185827 | 1.03 | 0.305 | -0.2042653 | 0.6525629 |
| Reprovado 1 vez | 0.1260472 | 0.1246028 | 1.01 | 0.312 | -0.1181698 | 0.3702643 |
| Bolsa família | 0.0531306 | 0.0926475 | 0.57 | 0.566 | -0.1284552 | 0.2347163 |
| Esc. PM e Aplicação | -0.7897129 | 0.3317696 | -2.38 | 0.017 | -1.439.969 | -0.1394565 |
| Pré-escola | 0.0243196 | 0.2343001 | 0.10 | 0.917 | -0.4349001 | 0.4835394 |
| Alfabetização | -0.0867263 | 0.2449091 | -0.35 | 0.723 | -0.5667392 | 0.3932867 |
| Constante | 2.183059 | 0.9597405 | 2.27 | 0.023 | 0.3020022 | 4.064116 |
| Controle do Aluno | Sim |  |  |  |  |  |
| Controle dos Pais | Sim |  |  |  |  |  |
| Controle do Professor | Sim |  |  |  |  |  |
| Característica da Escola | Sim |  |  |  |  |  |
| Observações | 2.469 |  |  |  |  |  |

Notas: Primeiro estágio do *nearest neighbor matching* aplicado com reposição. “Controle do aluno” incluem o gênero do aluno, raça, índice de massa corporal (IMC), e se o aluno possui alguma doença. “Controle dos Pais” incluem a renda *per capita* familiar, *dummies* de ensino superior e ensino médio e a presença dos responsáveis para o aluno. “Controle do Professor” incluem o gênero do professor, experiência e idade. “Características da Escola” incluem *dummies* que captam o tamanho da turma, *dummies* de nível de abandono da turma e *dummies* de média diárias de faltas e proporção de meninas por turma.

**Tabela 2A - Papel das habilidades não cognitivas OLS**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| *Bullying* | Coeficiente. | Erro padrão  | Estatística t | P valor | Intervalo de Confiança |
| Limite Inferior | Limite Superior |
| Homem | 0.007078 | 0.020494 | 0.35 | 0.730 | -0.0334299 | 0.0475859 |
| Branco | -0.0213882 | 0.0272614 | -0.78 | 0.434 | -0.0752724 | 0.0324961 |
| Negro | 0.0601692 | 0.0328129 | 1.83 | 0.069 | -0.004688 | 0.1250264 |
| Idade | -0.0328126 | 0.0125343 | -2.62 | 0.010 | -0.0575876 | -0.0080376 |
| Abaixo do peso ideal | -0.1731641 | 0.0842443 | -2.06 | 0.042 | -0.3396792 | -0.0066489 |
| Peso normal | -0.1851869 | 0.08559 | -2.16 | 0.032 | -0.3543619 | -0.0160118 |
| Acima do peso | -0.0781553 | 0.0940731 | -0.83 | 0.407 | -0.2640979 | 0.1077873 |
| Conscienciosidade | 0.0121918 | 0.0098142 | 1.24 | 0.216 | -0.0072067 | 0.0315903 |
| Extroversão | -0.0037875 | 0.0103623 | -0.37 | 0.715 | -0.0242694 | 0.0166944 |
| Estabilidade emocional | -0.0819481 | 0.0097888 | -8.37 | 0.000 | -0.1012964 | -0.0625998 |
| Reprovado 2 ou mais | 0.0462806 | 0.0477931 | 0.97 | 0.334 | -0.0481861 | 0.1407473 |
| Reprovado 1 vez | 0.0265634 | 0.0285813 | 0.93 | 0.354 | -0.0299297 | 0.0830566 |
| Bolsa Família | 0.0121545 | 0.0230218 | 0.53 | 0.598 | -0.0333499 | 0.0576589 |
| Pré-escola | 0.0049213 | 0.0566377 | 0.09 | 0.931 | -0.1070275 | 0.11687 |
| Alfabetização | -0.0194083 | 0.0583206 | -0.33 | 0.740 | -0.1346834 | 0.0958668 |
| Constante  | 0.9842348 | 0.2123056 | 4.64 | 0.000 | 0.5645968 | 1.403873 |
| Controle do Aluno | Sim |  |  |  |  |  |
| Controle dos Pais | Sim |  |  |  |  |  |
| Controle do Professor | Sim |  |  |  |  |  |
| Característica da Escola | Sim |  |  |  |  |  |
| Observações | 2.469 |   |   |   |   |   |
| Notas: “Controle do aluno” incluem o gênero do aluno, raça, índice de massa corporal (IMC), e se o aluno possui alguma doença. “Controle dos Pais” incluem a renda per capita familiar, *dummies* de ensino superior e ensino médio e a presença dos responsáveis para o aluno. “Controle do Professor” incluem o gênero do professor, experiência e idade. “Características da Escola” incluem *dummies* que captam o tamanho da turma, *dummies* de nível de abandono da turma e *dummies* de média diárias de faltas e proporção de meninas por turma. Erro padrão ajustados para turmas com *clustering* e heteroscedasticidade

|  |
| --- |
| **Tabela 3A - Regressão quantílica todas as escolas - Variável dependente é o log da nota em matemática** |
| Variável | Quantis da nota |
|   | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.4 | 0.5 | 0.6 | 0.7 | 0.8 | 0.9 |
| Bullying | -0.0139 | -0.0269 | -0.0322 | -0.0197 | -0.0228 | -0.0208 | -0.0134 |  -0.0074 | -0.0447\*\* |
|  | (0.0428) | (0.0288) | (0.0233) | (0.0211) | (0.0207) |  (0.0202) | (0.0200) | (0.0187) | (0.0200) |
| Demais Controle | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim |
| Observações | 2,492 | 2,492 | 2,492 | 2,492 | 2,492 | 2,492 | 2,492 | 2,492 | 2,492 |
|  Pseudo R2 | 0.1531 | 0.1226 | 0.1246 | 0.1233 |  0.1211 | 0.1278 | 0.1342 | 0.1501 | 0.1662 |

Nota: erro padrão entre parênteses, \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1 indica o nível de significância estatística.

|  |
| --- |
| **Tabela 4A - Regressão quantílica apenas escola da Polícia Militar - Variável dependente é o log da nota em matemática** |
| Variável |  |  | Quantis da nota |  |  |  |
|   | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.4 | 0.5 | 0.6 | 0.7 | 0.8 | 0.9 |
| Bullying | 0.6605\*\* |  .02819 | .06650 | -0.1097 | -0.1122 | -0.0958 | -0.1359 | -0.1293\* |  -.0664\*\* |
|  | (0.0200) |  (0.0515) | (0.0974) | (0.0966) | (0.1240) |  (0.1044) | (0.0829) | (0.0763) | (0.0298) |
| Demais Controle | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim | Sim |
| Observações | 57 | 57 | 57 | 57 | 57 | 57 | 57 | 57 | 57 |
|  Pseudo R2 | 0.6605 | 0.5731 |  0.4905 |  0.4263 | 0.4095 |  0.3909 | 0.3657 |  0.3957 |  0.3784 |

 |

Nota: erro padrão entre parêntese\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1 indica o nível de significância estatística.

1. Doutorando em Economia pelo PIMES-UFPE. E-mail: felipexresende@gmail.com. Endereço: Cidade Universitária, 50670901 - Recife, PE – Brasil. Tel: 62-999240202 [↑](#footnote-ref-1)
2. Professora da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE-PIMES). E-mail: tatianedemenezes@gmail.com. Endereço: Cidade Universitária, 50670901 - Recife, PE – Brasil. [↑](#footnote-ref-2)
3. Professor na Universidade Federal do Ceará (UFC). E-mail: guidirffi@gmail.com. Endereço: Avenida da Universidade, 2486 Benfica 60020180 - Fortaleza, CE - Brasil [↑](#footnote-ref-3)
4. Pesquisador do Instituto Mauro Borges. E-mail: resendego@yahoo.com.br Endereço: Rua c-263, setor nova suíça, Goiânia,GO – Brasil. [↑](#footnote-ref-4)
5. Campanhas anti-bullying e leis também foram implementados nos EUA, Canadá, Reino Unido, Alemanha, países da Escandinávia, Colômbia e Coreia do Sul. [↑](#footnote-ref-5)
6. Para mais detalhes, ver *lei Nº 13.185, de 6 de Novebro de 2015.* [↑](#footnote-ref-6)
7. Assim como Genswoski (2014), os traços de personalidade são construídos a partir da taxonomia Big Five para este estudo. Os itens dedicados para cada fator de personalidade são construídos com analise fatorial. Para uma discussao sobre o modelo Big Five, ver McCrae e John (1992), Almlund, Duckworth, Heckman e Kautz (2011) e os artigos que eles citam. [↑](#footnote-ref-7)
8. British National Child Development Study (NCDS). [↑](#footnote-ref-8)
9. Habilidades normalmente medidas por testes padronizados, como por exemplo, os testes de QI e testes de desempenho. [↑](#footnote-ref-9)
10. Foram aplicadas duas provas, no início e no final do ano letivo. [↑](#footnote-ref-10)
11. Este critério permite a comparabilidade dos resultados entre as aplicações feitas em diferentes períodos com testes distintos. Essa metodologia é utilzada nas principais avaliações, como Prova Brasil e ENEM. [↑](#footnote-ref-11)
12. Aproximadamente 89% dos alunos responderam o questionário até o fim de Maio de 2013. [↑](#footnote-ref-12)
13. Para mais detalhes sobre as regiões Político-Administrativa da cidade do Recife, ver (Prefeitura do Recife *et al*., 2005) [↑](#footnote-ref-13)
14. O estudo não investiga o efeito do bullying na segunda prova de matemática, uma vez que não existe informação dos alunos que sofreram bullying até a data da segunda prova e isso poderia comprometer os resultados. [↑](#footnote-ref-14)
15. A segunda prova de matemática teve uma questão anulada, por isso a maior pontuação atingida foi 95 pontos. Para cada questão correta o aluno ganhava 5 pontos. [↑](#footnote-ref-15)
16. É uma medida internacional usada para calcular se uma pessoa está no peso ideal. [↑](#footnote-ref-16)
17. Os itens do questionário referente a presença dos pais podem ser encontrados no Apêndice. [↑](#footnote-ref-17)
18. Não foi possível construir os traços de personalidade “abertura para novas experiências” e “amabilidade”, taxionomia do modelo Big Five, uma vez que estas medidas não estavam presentes no questionário. [↑](#footnote-ref-18)
19. Um dos itens respondidos pelo avaliador no momento da realização do questionário é se o aluno é fisicamente atraente. Este iten é utilizado para construção da Extroversão. Para Lukaszewski e Roney (2011) as origens de variação de extroversão são misterioras. Os autores afirmam a partir de dois estudos que a atraçao e força física explicam uma grande parcela da extroversão e essa parcela é independente da variância explicada por um polimorfismo do gene receptor do androgénio. Esses argumentos sustentam a utilização deste item para construção desse traço de personalidade. [↑](#footnote-ref-19)
20. O teste consiste em oferecer a escolha de uma pequena recompensa (marshmallow, ou algum outro doce) para crianças de 4 anos de forma imediata ou duas pequenas recompensas caso a criança esperasse até o retorno do pesquisador (aproximadamente 15 minutos). [↑](#footnote-ref-20)
21. SAT (Scholastic Assessment Test) é um teste padronizado amplamente utilizado para admissão em faculdades nos Estados Unidos. [↑](#footnote-ref-21)
22. O questionário aplicado aos alunos para construção das habilidade socio emocionais possui diversos itens com respostas categóricas. [↑](#footnote-ref-22)
23. A literatura empírica e teórica sobre este método é bastante vasta. Para mais detalhes, Rosenbaum (2002), Rosebaum e Rubin (1983), Rubin (1973, 1977, 1979), Heckman, Ichumura e Todd (1998), Abadie e Imbens (2002), Lalond (1986) e Deheija e Wahba (1999). [↑](#footnote-ref-23)
24. $\left(Y\_{i}\left(1\right), Y\_{i}\left(0\right)\right) Ʇ T\_{i}| X\_{i}$ também chamada de seleção em observáveis. [↑](#footnote-ref-24)
25. $0<Pr\left[T\_{i}=1| X\_{i}\right]<1$. Essa hipótese assegura que para cada indivíduo tratado exista outro indivíduo não tratado com valores similares de $X\_{i}$. [↑](#footnote-ref-25)
26. Formalmente, temos $Y\_{i}\left(0\right) Ʇ T\_{i}\left| X\_{i} => Y\_{i}\left(0\right) Ʇ T\_{i}\right|p\left(X\_{i}\right) $ [↑](#footnote-ref-26)
27. Para uma revisão do método de reponderação, ver Imbens (2004) e Imbens e Wooldridge (2009). [↑](#footnote-ref-27)
28. Segundo Bang e Robin (2005) este método produz estimações mais consistentes quando ao menos um dos estágios de estimações for corretamente especificado. [↑](#footnote-ref-28)
29. *Average Treatment Effect for the Treated* [↑](#footnote-ref-29)
30. Para mais informação sobre o método, ver Koenker e Basset (1978). [↑](#footnote-ref-30)
31. Lembre-se de que quanto menor a Conscienciodade, melhor para o aluno, ou seja, ele tende a ser mais perseverante e responsável. [↑](#footnote-ref-31)
32. É vinculado ao Centro de Educação da UFPE, atendendo aos acadêmicos das diversas licenciaturas, em suas habilitações. Possui atividades de ensino da  6º ao 9º do Ensino Fundamental e da  1º ao 3º série do Ensino Médio. [↑](#footnote-ref-32)
33. Os autores trabalham com Lócus de Controle, Auto estima e Irresponsabilidade. [↑](#footnote-ref-33)
34. O mesmo procedimento foi realizado com OLS e reportado na Tabela 3A. [↑](#footnote-ref-34)
35. O modelo *logit* obteve os mesmos resultados. [↑](#footnote-ref-35)