

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DE
RIBERÃO PRETO
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - ÁREA: ECONOMIA
APLICADA

WANDER PLASSA DA SILVA

Violência e educação: impacto da violência sobre o fluxo escolar

ORIENTADOR: PROF. DR. LUIZ GUI-
LHERME DÁCAR DA SILVA SCORZAFAVE

Ribeirão Preto
2020

Vahan Agopyan
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. André Lucirton Costa
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Riberão Preto

Prof. Dr. Sérgio Kannebley Junior
Chefe do Departamento de Economia

Prof. Dr. Luciano Nakabashi
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Economia - Área: Economia Aplicada

WANDER PLASSA DA SILVA

Violência e educação: impacto da violência sobre o fluxo escolar

Versão Corrigida

(A original encontra-se disponível na FEA-RP/USP)

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia - Área: Economia Aplicada da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Doutor em Ciências.

ORIENTADOR: PROF. DR. LUIZ GUILHERME DÁCAR DA SILVA SCORZAFAVE

Ribeirão Preto

2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

FICHA CATALOGRÁFICA

Silva, Wander Plassa da

Violência e educação: impacto da violência sobre o fluxo escolar /
Wander Plassa da Silva – Ribeirão Preto, 2020.

115f.: il.; 30 cm

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia
- Área: Economia Aplicada do Departamento de Economia da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, para obtenção do título de doutor – Universidade de São Paulo

Orientador: Scorzafave, Luiz Guilherme Dácar da Silva

1. Progressão Escolar. 2. Violência. 3. Políticas Públicas.

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar a Deus pela oportunidade que Ele me deu de realizar o doutorado em uma das melhores universidades do Brasil. Ele me deu capacidade física e intelectual para concluir mais essa etapa da vida; a Ele toda glória e honra.

Como diz um trecho da música de Wesley Santos, O Seu Amor por Mim, sobre o amor do meu Deus: “O seu amor por mim, me fez chegar aqui. Mesmo tão cansado, desprezado, desprezível. Me faz estar de pé, rompendo pela fé”.

Em segundo lugar, gostaria de honrar e agradecer a minha esposa, Thais Plassa. Desde o começo do mestrado até o término do meu doutorado (lá se vão mais de seis anos) ela me apoiou em meus estudos e ouviu com paciência e amor todos os meus comentários sobre as matérias e assuntos pertinentes ao doutorado que ela, naturalmente, não tinha interesse. Ela também aceitou minha ausência sabendo que essa etapa era fundamental para o meu futuro profissional e nosso futuro como casal. Além disso, ela aceitou o desafio de se casar comigo no meio desse ambiente tão corrido que é o doutorado. Te amo, meu bem!

Agradeço ao suporte emocional e financeiro recebido pela minha família. Meu pai Jorge, minha mãe Sonia, meus irmãos Diego, Matheus e Bárbara. Minha família foi meu porto seguro que me ajudou com amor e muitas vezes financeiramente. Foi por razão da minha família que hoje alcancei mais essa etapa da vida.

Outra parte importante na conclusão do doutorado foram meus amigos. Pessoas que me ajudaram a “desligar” um pouco da pressão dos estudos e das provas. Meus amigos sempre foram importantes na minha vida e dessa vez novamente foram fundamentais.

Os amigos que fiz no doutorado também deixaram sua marca. A turma de 2016 (e dos anos seguintes) ficará marcada em minha história, não apenas pelo futebol semanal que nos mostrava que o nosso futuro estava nos estudos, mas, também, pela ajuda que cada um me proporcionou nesse momento. Com eles pude viver o versículo “*em todo o tempo ama o amigo e para a hora da angústia nasce o irmão*” *Provérbios 17:17*.

Outra pessoa fundamental a quem eu devo muito é meu orientador, Professor Luiz Guilherme Scorzafave. O professor Luiz me proporcionou a oportunidade de crescer como pesquisador e desenvolver minha linha de pesquisa. Me deu novas ideias e me inseriu em um laboratório que vai ficar na minha história também, o LEPES. O Laboratório de Estudo e Pesquisa em Economia Social (LEPES), liderado pelos professores Daniel Domingues e Luiz Guilherme e composto por alunos da graduação,

mestrado e doutorado, também foi parte fundamental no meu crescimento profissional.

Foi nesse ambiente que passei a maior parte do doutorado e desenvolvi minhas habilidades de programação em *softwares* estatísticos, aprendi como fazer uma pesquisa de campo e pude ajudar e ser ajudado nos artigos e trabalhos realizados.

Gostaria de agradecer os professores Sandy Dall’erba e Geoffrey Hewings que me aceitaram para o período de intercâmbio (sanduíche) no *Regional Economics Applications Laboratory (REAL)*. Os professores, juntamente com o professor André Luis Squarize Chagas (USP), que também estava em seu período de intercâmbio naquele momento, foram essenciais em um período decisivo da minha tese. Me ajudaram na metodologia do meu trabalho e me deram a oportunidade de ter contato com pesquisas profundas e relevantes.

À banca de qualificação, a saber, os professores Daniel Domingues, Marcelo Justus e Sérgio Naruhiko Sakurai. Obrigado por analisarem minha tese. Suas sugestões foram úteis nas correções e alterações realizadas posteriormente neste trabalho. Assim como também à banca de defesa da tese, a saber, os professores Daniel Domingues, Guilherme Irffi, Marcelo Justus, Pery Shikida e Rudy Rocha, que se dispuseram a julgar meu trabalho e analisá-lo.

A todos os professores do programa de pós graduação em economia da FEA-RP/USP bem como seus funcionários, em especial Thiago, Érica, Matheus, Sílvio e Selma. Fizeram parte dessa etapa na minha vida e devo grande parte do crescimento que tive nesse programa a vocês.

Por fim, e não menos importante, o presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Violência e educação: impacto da violência sobre o fluxo escolar

Resumo

A violência é um dos principais problemas que a sociedade brasileira vem enfrentando nos últimos anos. Uma das faces que essa violência tem mostrado nos centros urbanos é o grande número de tiroteios em áreas densamente povoadas, levando, frequentemente, a interrupção do funcionamento das escolas. Já há evidências na literatura de que escolas localizadas em bairros violentos estão associadas a alunos com menor desempenho escolar (MONTEIRO; ROCHA, 2017; GROGGER, 1997). Diante dessa situação, o objetivo desta tese é analisar a relação entre a violência e o progresso escolar (aprovação, reprovação e abandono escolar) para alunos do ensino fundamental e médio de duas regiões com características bastante distintas: Rio de Janeiro (Rio de Janeiro) e Sertãozinho (São Paulo). A tese está estruturada em duas grandes partes. Na primeira, será analisado como um aumento da violência afetou os indicadores de fluxo escolar. Nesse caso, investiga-se se a instalação de UPPs nas favelas do município do Rio de Janeiro provocou uma migração de criminosos (capturada por aumento nas taxas de criminalidade nesses locais) para Delegacias Policiais (DPs) vizinhas. Se confirmada essa migração, a hipótese de identificação é que essa variação da criminalidade nas DPs vizinhas é exógena. Assim, será possível analisar o efeito causal do aumento da violência sobre os indicadores de fluxo escolar. Na segunda parte da tese, será investigado o papel das variáveis socioemocionais como fatores protetivos (ou de risco) na relação da exposição à violência e fluxo escolar. Nesse caso, serão utilizados dados de uma coleta primária no município de Sertãozinho aplicada em 2012 e 2017, que indagou aos alunos acerca dessa exposição à diferentes tipos de violência, bem como coletou dados administrativos de progressão escolar e de características socioemocionais dos alunos.

Palavras-chave: Progressão Escolar. Violência. Políticas Públicas.

Violence and education: impact of violence on promotion

Abstract

Violence is one of the main problems that Brazilian society has been facing in recent years. One of the faces that this violence has shown in big cities is the large number of shootings in densely populated areas, often leading to the disruption of schools. There is already evidence in the literature that school education in violent neighborhoods is associated with students with lower school performance (MONTEIRO; ROCHA, 2017; GROGGER, 1997). In view of this situation, the objective of this thesis is to analyze the relationship between violence and promotion (approval, failure and dropout rates) for elementary and high school students from two regions with very different characteristics: Rio de Janeiro city (Rio de Janeiro) and Sertãozinho (São Paulo). The thesis is structured in two major parts. Firstly, it will be analyzed how an increase in violence affected school failure indicators. In this case, we will investigate *i*) whether the installation of UPPs in the favelas of the municipality of Rio de Janeiro caused a migration of criminals (captured by increased crime rates in the localities) to neighboring Police Districts (PDs); *ii*) if this migration is confirmed, the identification hypothesis is that this variation in crime in neighboring PDs is exogenous. Thus, it will be possible to investigate the causal effect of increased violence on school failure indicators. Secondly, the role of socioemotional variables as protective (or risk) factors in the relation of exposure to violence and school flow will be investigated. In this case, data from a primary collection in the municipality of Sertãozinho (São Paulo) applied in 2012 and 2017 will be used, which it asked students about their exposure to different types of violence, as well as it collected administrative data on school progression and socioemotional characteristics of students.

Keywords: School Failure. Violence. Public policy.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Esquema dos objetivos propostos pela tese	17
Figura 2 – Esquema de migração simplificado	22
Figura 3 – Distritos policiais do Rio de Janeiro e número de UPPs instaladas em uma área de DP	25
Figura 4 – Evolução das taxas de letalidade violenta por 100.000 pessoas, 2005-2015	33
Figura 5 – Evolução das taxas de roubo de carro por 100.000 pessoas, 2005-2015	34
Figura 6 – Média de homicídios intencionais e letalidade violenta por 100.000 pessoas antes e depois da instalação da UPP.	41
Figura 7 – Histograma do <i>Propensity Score</i> para as escolas tratadas do 5° e 9° anos	59
Figura 8 – Histograma do <i>Propensity Score</i> para as escolas vizinhas do 5° e 9° anos	60
Figura C1 – Estado e cidade do Rio de Janeiro, escolas públicas, Delegacias Policiais tratadas, controles e vizinhas	73
Figura C2 – Escolas públicas no Rio de Janeiro e <i>buffers</i> de distâncias das áreas de controle das Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs)	73
Figura C3 – Distribuição do escore de propensão das escolas tratadas (até 300m de áreas de UPPs) e das escolas vizinhas (até 300m de favelas em DPs vizinhas às que receberam UPPs)	74
Figura C4 – Relação entre períodos placebo e efeito sobre aprovação escolar no 5° ano nas escolas que estão até 300m das favelas vizinhas as DPs que receberam UPPs	75
Figura C5 – Relação entre períodos placebo e efeito sobre reprovação escolar no 9° ano nas escolas que estão até 300m das áreas de UPPs	75
Figura C6 – Relação entre períodos placebo e efeito sobre aprovação escolar no 5° ano nas escolas que estão até 300m das favelas vizinhas as DPs que receberam UPPs	76
Figura C7 – Relação entre períodos placebo e efeito sobre reprovação escolar no 5° ano nas escolas que estão até 300m das favelas vizinhas as DPs que receberam UPPs	76
Figura C8 – Relação entre distâncias e efeito sobre aprovação escolar nas escolas que estão nas áreas de UPPs	77
Figura C9 – Relação entre distâncias e efeito sobre aprovação escolar nas escolas que estão nas áreas de favelas vizinhas as DPs que receberam UPPs . .	77

Figura 9 – Divisão da amostra entre estudantes em atraso escolar e estudantes em idade-série correta	85
Figura 10 – Porcentagem de alunos expostos à diferentes tipos de violência na cidade de Sertãozinho para o ano de 2012	88
Figura 11 – Relações analisadas entre exposição à violência e características socioemocionais por estudante exposto e não exposto à violência	93
Figura 12 – Efeitos marginais da exposição à testemunho de violência física, para diferentes médias das características socioemocionais, na probabilidade de atraso escolar	100
Figura 13 – Efeitos marginais da exposição à vitimização de violência física, para diferentes médias das características socioemocionais	101

Lista de tabelas

Tabela 1 – Distribuição de UPP por DP na cidade do Rio de Janeiro e Baixada Fluminense	26
Tabela 2 – Variáveis de Controle	29
Tabela 3 – Estimativas DID e SDID dos efeitos de UPP (após a data de instalação da UPP)	36
Tabela 4 – Estimativas DID e SDID dos efeitos da UPP (após a data de ocupação da UPP)	38
Tabela 5 – Estimativas SDID de efeitos UPP separados por data de instalação e ocupação	40
Tabela A1 – UPPs por data de instalação e ocupação e número de distritos policiais	43
Tabela 6 – Descrição das variáveis utilizadas nos modelos	50
Tabela 7 – Número de escolas tratadas (áreas de UPPs) e na vizinhança (áreas de favelas em DPs vizinhas) no 5° e 9° ano escolar por ano analisado . .	53
Tabela 8 – Modelos estimados e comportamento da variável de interação entre tempo e tratamento (D)	54
Tabela 9 – Análise descritiva das variáveis relacionadas a escola em 2007 e 2008	56
Tabela 10 – Resultado do modelo <i>Probit</i>	57
Tabela 11 – Efeito da instalação de UPPs sobre aprovação nas escolas até 300m de distância da área de UPP	62
Tabela 12 – Efeito da instalação de UPPs sobre reprovação e abandono nas escolas até 300m de distância da área de UPP	63
Tabela 13 – Efeito da instalação de UPPs sobre aprovação nas escolas até 300m de distância das favelas vizinhas às UPPs	64
Tabela 14 – Efeito da instalação de UPPs sobre reprovação e abandono nas escolas até 300m de distância das favelas vizinhas às UPPs	65
Tabela B1 – Análise descritiva das variáveis por nível de escola para o 5° ano e por diferentes distâncias das UPPs	67
Tabela B2 – Análise descritiva das variáveis por nível de escola para o 9° ano e por diferentes distâncias das UPPs	68
Tabela B3 – Análise descritiva das variáveis por nível de escola para o 5° ano e por diferentes distâncias das favelas em DPs vizinhas	69
Tabela B4 – Análise descritiva das variáveis por nível de escola para o 9° ano e por diferentes distâncias das favelas em DPs vizinhas	70

Tabela B5 – Teste de média das variáveis explicativas antes e depois do pareamento para o grupo de tratados e controle para 5° e 9° anos - 2007 e 2008 . . .	71
Tabela B6 – Teste de média das variáveis explicativas antes e depois do pareamento para o grupo de vizinhos e controle para 5° e 9° anos - 2007 e 2008 . . .	71
Tabela B7 – Pseudo R^2 antes e após o pareamento	72
Tabela 15 – Percentagem de alunos em atraso após o ano de 2012 por ano escolar e total	84
Tabela 16 – Análise do atrito entre as coletas realizadas em Sertãozinho - 2012 e 2017	86
Tabela 17 – Construção das variáveis de experiência com violência em 2012	87
Tabela 18 – Descrição das variáveis por total e por <i>status</i> de atraso escolar após 2012	92
Tabela 19 – Modelo <i>Logit</i> para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e Abertura em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar	94
Tabela 20 – Modelo <i>Logit</i> para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e Conscienciosidade em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar	95
Tabela 21 – Modelo <i>Logit</i> para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e Extroversão em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar	96
Tabela 22 – Modelo <i>Logit</i> para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e Amabilidade em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar	97
Tabela 23 – Modelo <i>Logit</i> para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e Estabilidade Emocional em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar	98
Tabela D1 – Descrição das variáveis de controles utilizadas nos modelos	103
Tabela D2 – Distribuição dos alunos segundo <i>status</i> , considerando os alunos não encontrados em 2017	103
Tabela D3 – Distribuição dos alunos segundo <i>status</i> , sem considerar os alunos não encontrados em 2017	104
Tabela D4 – Características Socioemocionais entre grupos expostos ou não a um determinado tipo de violência	104
Tabela D5 – Correlação entre as características socioemocionais em 2012	104

Lista de abreviaturas e siglas

AISP	Áreas Integradas de Segurança Pública
BFI	<i>Big Five Inventory</i>
BOPE	Batalhão de Operações Policiais Especiais
DP	Delegacia Policial
FBSP	Fórum Brasileiro de Segurança Pública
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INEP	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
ISP-RJ	Instituto de Segurança Pública do Rio de Janeiro
LEPES	Laboratório de Estudos e Pesquisas em Economia Social
OMS	Organização Mundial da Saúde
ONU	Organização das Nações Unidas
PIB	Produto Interno Bruto
PISA	<i>Programme For International Students Assessment</i>
PENSE	Pesquisa Nacional de Saúde do Escolar
PNUD	Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento
RISP	Região Integrada de Segurança Pública
UNICEF	Fundo das Nações Unidas para a Infância
UPP	Unidade de Polícia Pacificadora

Sumário

1	INTRODUÇÃO GERAL	16
2	EFEITO COLATERAL DA POLÍTICA DE UNIDADE DE POLÍ- CIA PACIFICADORA NO RIO DE JANEIRO (RJ): UM TRANS- BORDAMENTO DA VIOLÊNCIA PARA REGIÕES VIZINHAS .	19
1	Introdução	20
2	Concentração espacial e deslocamento do crime	21
3	Programa de Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs)	24
4	Metodologia	27
4.1	Base de dados	27
4.2	Estratégia Empírica	29
4.2.1	Modelo Diferença-em-Diferenças	29
4.2.2	Modelo Diferença-em-Diferenças Espacial (SDID)	31
5	Resultados	32
5.1	Análise Descritiva	32
5.2	Efeito das UPPs	35
5.3	Transbordamento para vizinhos tratados e não tratados	39
6	Considerações Finais	41
3	POLÍTICA DE UNIDADE DE POLÍCIA PACIFICADORA (UPP): UMA ANÁLISE DO IMPACTO DE CHOQUES DE VIOLÊNCIA SOBRE O FLUXO ESCOLAR DOS ESTUDANTES DO RIO DE JANEIRO	44
1	Introdução	45
2	Revisão Teórica e Empírica	46
3	Metodologia	48
3.1	Base de Dados	48
3.2	Modelo <i>Probit</i>	50
3.3	<i>Propensity Score Matching (PSM)</i>	51
3.4	<i>Staggered</i> Diferença-em-Diferenças (DID)	52
4	Resultados e Discussão	54
4.1	Descritiva	54
4.2	Resultados Econométricos	57
4.2.1	Fatores relacionados a escolas em região de favelas	57

4.2.2	Análise do Pareamento	58
4.2.3	Efeito sobre as escolas nas proximidades das UPP	61
4.3	Efeito sobre as escolas nas proximidades de favelas vizinhas às DPs que receberam UPPs	64
5	Considerações Finais	65
4	EXPOSIÇÃO À VIOLÊNCIA E PROGRESSÃO ESCOLAR: O PAPEL DAS CARACTERÍSTICAS SOCIOEMOCIONAIS COMO FATOR PROTETIVO	78
1	Introdução	79
2	Revisão da Literatura	81
3	Metodologia	82
3.1	Base de dados e variáveis de interesse	82
3.2	Modelo proposto	89
4	Resultados e Discussão	90
4.1	Descritiva	90
4.2	Resultados Econométricos	93
4.3	Efeito interação: características socioemocionais e exposição à violência física	99
5	Considerações Finais	102
5	CONCLUSÃO GERAL	105
6	Referências	107

1 Introdução Geral

Um dos maiores problemas do sistema educacional brasileiro na atualidade é o progresso inadequado dos alunos, seja pela repetição de série ou pela saída precoce da escola. O *Programme For International Students Assessment - PISA* (2015) estudou 70 países e concluiu que, apesar da melhora nas notas de matemática e português entre 2003-2012, o Brasil ainda apresenta problemas sérios de atraso escolar. Cerca de 36% dos alunos com 15 anos de idade haviam repetido de série pelo menos uma vez, indicador menor apenas que o da Colômbia (43%) e Argélia (68%), entre os países pesquisados pelo PISA.

Os resultados do PNUD (2015), Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento, corroboram as informações do PISA. Dos 55 países classificados no grupo do Brasil em 2014, com alto índice de desenvolvimento humano, apenas Peru (26%) e São Vicente e Granadinas (31%) apresentavam taxas de abandono escolar no ensino fundamental maiores que as da brasileira (19%).

Além dos problemas escolares, o Brasil tem vivenciado um aumento da violência, especialmente entre jovens e adolescentes (MALTA et al., 2010; DELANEY-BLACK et al., 2002). Por exemplo, as taxas de homicídios no país se encontram entre as mais altas do mundo, havendo 19 municípios brasileiros entre os 50 mais violentos do mundo em 2014.¹ Segundo informações do último Anuário Brasileiro de Segurança Pública (2019), compilando os dados de 2018, as mortes violentas intencionais no Brasil atingiram quase 60 mil pessoas, sendo que a maior parte das vítimas possuía entre 14 e 25 anos.² Além dos homicídios, crimes como roubo, tráfico de entorpecentes e agressão, também têm crescido nos últimos anos (FBSP, 2019).

O ambiente escolar e suas adjacências não ficam imunes a esse crescimento da violência. Tem sido cada vez mais frequente nas grandes cidades a ocorrência de tiroteios em áreas densamente povoadas, levando frequentemente a interrupção do funcionamento das escolas. Segundo dados da Pesquisa Nacional de Saúde do Escolar, PENSE (2015), cerca de 12% dos alunos do 9º ano do ensino fundamental deixaram de ir para a escola pelo menos uma vez no intervalo de um mês por não se sentirem seguros no trajeto casa-

¹ Disponível em: <<http://www.seguridadjusticiaypaz.org.mx/biblioteca/prensa/send/6-prensa/198-las-50-ciudades-mas-violentas-del-mundo-2014>>. Acesso em: 20 nov. 2015.

² Mortes violentas são mortes derivadas de cinco tipos de crime: *i*) homicídio doloso; *ii*) latrocínio; *iii*) lesão corporal seguida de morte; *iv*) vitimização policial; e, *v*) mortes decorrentes de intervenção policial. Esses números vêm crescendo continuamente nos últimos 5 anos (2013-2018). Disponível em: <https://www.forumseguranca.org.br/wp-content/uploads/2019/10/Anuario-2019-FINAL_21.10.19.pdf>. Acesso em: 27 ago. 2020.

escola ou na própria escola, enquanto, em 2012, esse percentual era de 9%.³

Portanto, diante desse panorama de violência e do problema de fluxo escolar inadequado que ainda persiste no Brasil, a questão que esta tese levanta é: qual é o impacto da violência a que os estudantes estão expostos sobre a probabilidade deles repetirem de ano ou abandonarem a escola?

Para responder a essa pergunta o presente trabalho é estruturado em duas grandes abordagens sintetizadas na Figura 1.

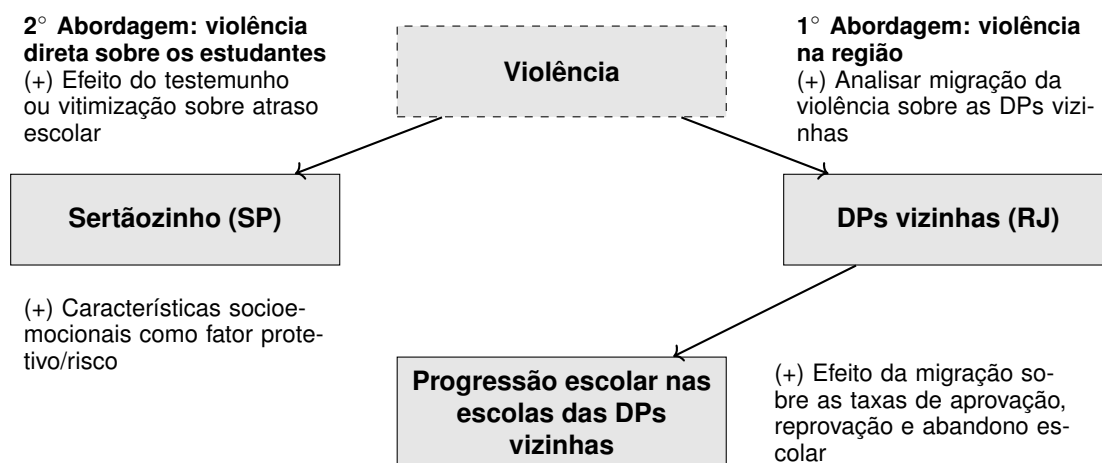


Figura 1 – Esquema dos objetivos propostos pela tese

Na primeira abordagem será avaliado como um possível aumento da violência em regiões vizinhas às Delegacias Policiais (DPs) que receberam a política (provocado pela implantação de Unidades de Polícia Pacificadora (UPP)) afetou as taxas de aprovação, reprovação e abandono escolar das escolas nessa região.⁴ O canal consiste em uma migração da violência para DPs que cercam as DPs que receberam a UPP. O programa tinha como foco a redução da violência em determinadas regiões do município do Rio de Janeiro, mas evidências anedóticas⁵ sugerem uma migração de criminosos para municípios próximos às áreas onde foram instaladas as UPPs.

Assim, inicialmente, é analisado se essa migração realmente ocorreu. Ou seja, será que houve aumento estatisticamente significativos nos indicadores de criminalidade nas regiões vizinhas após a instalação das UPPs? Uma vez verificada resposta positiva a

³ Na cidade do Rio de Janeiro, uma das cidades de interesse desta tese, o percentual de alunos que deixaram de ir para escola pelo menos uma vez no mês por conta da insegurança chegava a 15% em 2015, quando se focava no medo no trajeto até a escola.

⁴ Essa linha segue os trabalhos de Schwartz e Gorman (2003), Milam, Furr-Holden e Leaf (2010), Koppensteiner e Menezes (2019) que buscaram analisar a relação entre resultados escolares e a violência que ocorre nas redondezas das escolas ou nas comunidades que as crianças residem.

⁵ Disponível em: <<https://www1.folha.uol.com.br/cotidiano/2016/06/1783416-violencia-leva-vizinha-ao-rio-a-decretar-estado-de-emergencia.shtml>>. Acesso em: 20 jun. 2016.

essa pergunta, é investigado se esse aumento causou impacto sobre as taxas de aprovação, de reprovação e de abandono escolar nas regiões afetadas pelo choque.

A segunda abordagem desta tese se configura em avaliar, a partir de uma base longitudinal com dados primários da cidade de Sertãozinho (SP), se o impacto das experiências diretas com a violência (reportadas pelos próprios alunos) sobre a progressão escolar podem ser potencializadas ou reduzidas diante das características socioemocionais dos alunos (KULIG et al., 2019). A vantagem dessa base de dados é que, por conter dados bastante ricos acerca da estrutura familiar, características pessoais, atraso escolar antes de 2012, entre outros, será possível realizar uma série de análises para averiguar a existência do efeito.

Em suma, a tese é estruturada em capítulos (artigos) em que o primeiro avalia um possível *spillover* da violência para uma região do estado do Rio de Janeiro. O segundo capítulo se atém em avaliar se nessas regiões afetadas pela violência houve efeito sobre o fluxo escolar. Por fim, no terceiro e último capítulo, é feito uma análise sobre as características socioemocionais, a relação entre experiências pessoais com a violência na infância e progresso escolar.

2 Efeito Colateral da Política de Unidade de Polícia Pacificadora no Rio de Janeiro (RJ): um transbordamento da violência para regiões vizinhas

Resumo

Este primeiro artigo tem como objetivo analisar se a instalação de Unidades de Polícia Pacificadora em favelas no Rio de Janeiro, resultou em um transbordamento de violência para áreas vizinhas. A hipótese principal é que, quando uma política de combate ao crime é implementada em uma comunidade, ela transfere parcialmente atividades ilícitas para outros locais. Usando um estimador de Diferença-em-Diferenças Espaciais (SDID), é possível ver que os Distritos Policiais (DPs) que receberam UPPs sofreram uma diminuição no crime relacionado ao comércio de drogas, incluindo taxas de homicídio doloso, letalidade violenta e roubo de carros. Por outro lado, o efeito oposto ocorreu nas DPs vizinhas que não receberam UPPs.

Palavras-chave: Repressão ao crime. Transbordamento do crime. Políticas públicas.

Abstract

This first paper aims to analyze whether the installation of Pacifying Police Units in slums in Rio de Janeiro, Brazil, resulted in an overflow of violence to neighboring areas. The key hypothesis is that when a crime crackdown policy is implemented in a community, it merely partially shifts illicit activity to other locations. Using a Spatial Difference-in-Differences (SDID) estimator, we show that Police Districts (PDs) that received UPPs experienced a decrease in drug trade-related crime, including rates of intentional homicide, violent crime, and car thefts. On the other hand, the opposite effect occurred in neighboring PDs that did not receive UPPs.

Keywords: Crime crackdown. Crime spillover. Public policy.

JEL code: K42, O17, O18, R23

1 Introdução

Algumas cidades brasileiras são reconhecidas internacionalmente por sua beleza natural e urbana, atraindo milhares de turistas anualmente. Isso é verdade no Rio de Janeiro, conhecido como “a cidade maravilhosa”⁶. Apesar de suas abundantes atrações, o Rio de Janeiro enfrenta altos índices de violência e crime de acordo com os critérios das Nações Unidas (ONU)⁷, particularmente associados ao tráfico de drogas, atividades de gangues e milícias. Com 6,5 milhões de pessoas, a cidade testemunhou mais de 4.000 homicídios (~ 3,7 assassinatos por dia) entre 2016 e 2018. A situação na capital foi ainda pior no início dos anos 1990 a 2000, com mais de 2.900 assassinatos por ano, refletidos na taxa de homicídios de 45 mortes por 100.000 habitantes.

Desde 2000, várias políticas de combate ao crime foram testadas, e uma foi implementada com maior destaque: as Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs). Em 2008, o Rio de Janeiro estava se preparando para competir para sediar as Olimpíadas de 2016 e a Copa do Mundo da FIFA de 2014 (CAMPOS, 2019). Por isso, tornou-se urgente reduzir as taxas de violência antes desses eventos. As UPPs pretendiam recuperar permanentemente áreas anteriormente dominadas pelo tráfico de drogas e pacificar essas áreas (CARDOSO et al., 2016). Apesar de políticas anteriores não conseguiram mitigar esse problema, após a entrada das UPPs o número de crimes violentos, principalmente nas favelas que receberam as UPPs, começou a diminuir. Fato que levou a uma maior aceitação inicial da população dessa política (CANO; BORGES; RIBEIRO, 2012).

Uma recente literatura investigou a eficácia das UPPs. Nas regiões cobertas pelas UPPs, houve impactos positivos a curto prazo, incluindo redução de crimes violentos e patrimoniais (BUTELLI, 2015), de violência policial letal (MAGALONI; FRANCO; MELO, 2015), de conflitos entre traficantes de drogas e entre policiais e criminosos (VAZ, 2014) e de conflitos entre quadrilhas (MONTEIRO; ROCHA, 2017).

No entanto, esses estudos abordam os efeitos nas regiões que receberam essas unidades, enquanto possíveis transbordamentos para outras regiões foram negligenciados⁸. Ainda não está claro se as reduções de criminalidade nas localidades cobertas pelas UPPs

⁶ O estado do Rio de Janeiro recebe mais de 1 milhão de turistas anualmente de outras nações em que o principal destino é sua capital. Esse número corresponde a cerca de 20% do total de turistas recebidos pelo Brasil em 2018 e 2019. Disponível em: <http://dadosefatos.turismo.gov.br/2016-02-04-11-53-05/item/download/1147_c8a84d25caae1d8bf50ca3ded1b4236e.html>. Acesso em: 07 dez. 2020.

⁷ A ONU considera que a taxa de homicídios está em nível epidêmico quando é superior a 10 homicídios por 100.000 habitantes. Disponível em: <https://www.unodc.org/documents/gsh/pdfs/2014_GLOBAL_HOMICIDE_BOOK_web.pdf>. Acesso em: 10 jun. 2019.

⁸ A exceção é Tealde et al. (2015), que considerou o deslocamento do crime de favelas pacificadas para não pacificadas. Porém, os autores utilizaram a metodologia Diferença-em-Diferenças tradicional, em que favelas dominadas por facções rivais às daquelas favelas ocupadas eram consideradas tratadas e favelas dominadas por facções parceiras formaram o grupo de controle. Logo, mesmo neste trabalho, não é possível verificar o efeito líquido da política, pois as favelas ocupadas não foram consideradas nas estimativas.

foram acompanhadas pelo aumento das taxas de criminalidade nas regiões vizinhas. A análise deste tópico é a principal contribuição deste primeiro artigo, que procura verificar se a política de implementação da UPP resultou em um transbordamento do crime para regiões vizinhas no Rio de Janeiro, usando a metodologia SDID (Diferença-em-Diferenças Espaciais).

Este artigo está estruturado em cinco seções, incluindo esta introdução. A seção 2 inclui uma revisão de literatura e apresenta o embasamento teórico do estudo, discutindo as causas de transbordamento e análises empíricas desse tema. Na seção 3 são descritas as características do programa UPP no Rio de Janeiro. A seção 4 apresenta o conjunto de dados empíricos e as estratégias utilizadas na análise. Na seção 5 são apresentados os resultados obtidos através da estimativa do modelo, Diferença-em-Diferenças e Diferença-em-Diferenças Espacial. A seção final apresenta as considerações finais.

2 Concentração espacial e deslocamento do crime

Segundo Becker (1968), existem dois mercados em uma economia: um consiste em atividades legais e o outro é baseado em atividades criminosas. Agindo racionalmente, um agente cometerá um crime se a utilidade esperada (geralmente monetária) associada ao custo descontado do ato criminoso (por exemplo, multas ou desutilidade por encarceramento) exceder a utilidade que obterá usando seu tempo e outros recursos em atividades legais.

Assim, a interação de três fatores pode servir para reduzir o crime: a) aumento do custo moral da atividade criminosa; b) maior probabilidade de que um indivíduo seja preso por meio de aprimoramentos de sentenças e investimentos nas forças policiais, intensidade de policiamento e prisões; e, c) redução de incentivos econômicos para se envolver em atividades criminosas por meio de maiores oportunidades no mercado de trabalho (baixa taxa de desemprego e/ou salário relevante no mercado). O trabalho seminal de Becker serviu de guia para a literatura empírica sobre crime, que analisou amplamente como as taxas de criminalidade respondem aos custos e benefícios esperados da atividade ilegal (EHRlich, 1973; EHRlich, 1996; SJOQUIST, 1973).⁹

Nesta seção, ilustra-se essa ideia com referência a vários trabalhos que visam modelar o efeito de transbordamento. De acordo com essa literatura, além de analisar os

⁹ Geralmente, essa literatura se enquadra em três categorias (CHALFIN; MCCRARY, 2017). O primeiro grupo procura determinar a capacidade de resposta do crime à probabilidade de um indivíduo ser preso (ver, por exemplo, Tittle e Rowe (1974), Glaeser e Sacerdote (1999)); o segundo, a capacidade de resposta do crime a melhorias (ou maior gravidade) das sentenças aplicadas (ver Hirsch et al. (1999), Doob e Webster (2003); e, finalmente, a capacidade de resposta ao crime às condições locais do mercado de trabalho (ver Gould, Weinberg e Mustard (2002), Freeman (1994), Canavire-Bacarreza et al. (2016), por exemplo).

custos e benefícios esperados do crime, é possível identificar os fatores responsáveis pela ocorrência do crime em uma região em particular e não em outra. Suponha que existam apenas dois bairros (A e B), como mostra a Figura 2. Essas regiões podem ser consideradas semelhantes em localização, policiamento, demografia e riqueza. No geral, essas regiões são igualmente atraentes ao crime *ex ante* (DEUTSCH; HAKIM; WEINBLATT, 1984; HELSLEY; STRANGE, 1999).

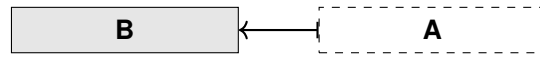


Figura 2 – Esquema de migração simplificado

Considere que os crimes nessas comunidades geralmente estão relacionados ao tráfico de drogas. Portanto, além do próprio tráfico de drogas, os crimes relacionados a essa atividade (como assassinato, agressão e roubo) são os mais frequentes nessas regiões. Um criminoso em potencial decide onde operar (A ou B). Se houver uma mobilidade perfeita do crime entre essas regiões vizinhas, a decisão de cometer um crime em cada um desses locais será tomada pela comparação do retorno do crime em cada região (SANTOS; FILHO et al., 2011).¹⁰

Seguindo Freeman, Grogger e Sonstelie (1996), suponha que a probabilidade de prisão seja uma função dos recursos policiais (ou mesmo da atividade policial), m_i , e o número de crimes no bairro $i \in \{A, B\}$, n_i . A probabilidade de prisão aumenta se os recursos policiais aumentarem e o número de crimes observados nessa região diminuir (porque quanto maior o crime em uma área, menor a chance, mantendo os recursos policiais constantes, de que um criminoso será identificado como cometendo um único crime e, portanto, ser preso).¹¹

Para calcular o retorno de um crime, observe que a riqueza obtida em atividades ilegítimas (z) é limitada pelo total de recursos da vítima (no presente caso, usuários de drogas). Quanto maior o número de traficantes concorrentes em uma localidade, menor o retorno das vendas, mantendo a demanda constante. Portanto, um valor decrescente de z deve diminuir o número de crimes. Assim, o retorno esperado da atividade criminosa na localidade i é:

$$v(m_i, n_i) = (1 - p(m_i, n_i))z(n_i) \quad (1)$$

Se o número de crimes (n_i) for mantido constante e for observada uma repressão criminal na região A (ou seja, aumento da atividade policial), será menos atraente se

¹⁰ Embora esse fluxo de crimes seja livre, Deutsch, Hakim e Weinblatt (1984) apontam que os criminosos preferem cometer crimes em locais próximos a sua casa. No caso do tráfico de drogas, essa relação parece ser ainda mais forte.

¹¹ Como a probabilidade de prisão e a ocorrência de crimes são inversamente correlacionadas, deve-se notar que a ocorrência de crimes diminui com o aumento dos recursos policiais.

envolver em atividades ilícitas nessa região em comparação com a região vizinha. O crime poderia ser transferido e intensificado na região B se a atividade policial permanecesse inalterada naquela região, mantendo tudo o mais constante.

Portanto, dada a repressão criminal na região A, o crime pode aumentar na região B por dois motivos. Primeiro, as chances de prisão diminuiriam relativamente na região B, levando ao aumento do crime na região. Dado esse aumento na atividade ilícita, as chances de prisão diminuem comparativamente ainda mais, à medida que a probabilidade de identificação de criminosos diminui. Segundo, o aumento de traficantes de drogas em um local onde a demanda é constante reduz a utilidade do crime, que gera conflitos entre os criminosos. Assim, ao gerar incentivos para a migração e conflitos em outras áreas, a repressão ao crime na região A impõe as externalidades negativas inerentes às atividades criminosas aos residentes da região B.

Essa migração não completa (CANO; BORGES; RIBEIRO, 2012) ou reordenamento territorial das facções criminosas (BRILHANTE, 2019), pode ser menos grave do que os crimes originalmente cometidos. No entanto, a falta de consideração do efeito de transbordamento nas avaliações do impacto de um programa de repressão ao crime resulta na superestimação do impacto do programa. Alguns autores abordaram esse problema. Por exemplo, Dell (2015) analisou como uma política de repressão ao tráfico de drogas pode ter transferido atividades ilícitas para outras regiões mexicanas. A autora analisou como a eleição de um partido conservador no México, que implementou políticas para reprimir o tráfico em certas regiões, pode ter desviado a rota do tráfico e aumentado a violência por caminhos alternativos.

O deslocamento de crimes não é exclusivo de crimes relacionados a drogas. Cerezo (2013), que analisou os efeitos da instalação de câmeras em certas ruas de Málaga, Espanha, sobre crimes de propriedade (furtos e roubos) e crimes contra pessoas, encontrou uma diminuição significativa desses crimes. No entanto, ruas próximas com características semelhantes apresentaram um aumento nos crimes de propriedade. Outro caso de deslocamento de crime foi observado em Gonzalez-Navarro (2013). A introdução de uma tecnologia que inibe o roubo de carros em alguns estados mexicanos tem sido eficaz na redução do roubo desses veículos. No entanto, o autor também encontrou evidências de que o risco de roubo de carro havia sido geograficamente deslocado para estados vizinhos nos quais essas tecnologias não estavam presentes.

Dois trabalhos internacionais, em particular, empregaram a mesma metodologia de Diferença-em-Diferenças Espacial proposta neste artigo. Canavire-Bacarreza et al. (2016) analisaram os efeitos da inovação de trânsito Metrocable em Medellín, Colômbia, sobre o crime por meio de dois mecanismos: reduzir custos de viagem e aumentar a probabilidade de apreensão. Os autores verificaram um efeito de propagação positivo (violência reduzida) desse novo sistema nas proximidades das estações. Verbitsky-Savitz

e Raudenbush (2012) avaliaram os efeitos do programa de policiamento comunitário de Chicago nas taxas de criminalidade de bairro usando um modelo hierárquico linear generalizado de três níveis, encontrando uma externalidade negativa da política.

No Brasil também é possível destacar autores que, utilizando o modelo de Diferença-em-Diferenças Espaciais, analisaram a temática da violência. Cabral (2016) observou o efeito do Sistema de Informações Criminais (INFOCRIM) sobre as taxas de homicídios no estado de São Paulo. Além disso, Castro (2019), avaliando o Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania (PRONASCI) e o Programa Escola da Família (PEF), verificou que o primeiro não teve efeito estatisticamente significativo sobre as taxas de homicídios e o segundo, o PEF, não implicou em aumento da violência nos municípios que saíram do programa.

A hipótese adotada neste artigo, portanto, é a que, após um programa de repressão, os traficantes de drogas no Rio de Janeiro podem ter adotado novas estratégias, como reorganização e instalação em outros bairros, incluindo Baixada Fluminense e Nova Iguaçu (MAGALONI; FRANCO; MELO, 2015; DELL, 2015; BRILHANTE, 2019). Quando essa atividade ilícita se desloca para regiões vizinhas, a violência local dispara devido a conflitos entre gangues, aumentando as preocupações e ameaças de segurança dos indivíduos no local do conflito (MONTEIRO; ROCHA, 2017).

3 Programa de Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs)

O programa de Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs) foi introduzido em 2008 e, desde então, foram investidos mais de R\$1 bilhão em recursos (através da construção de delegacias e conservação de áreas de UPP)¹². Este programa teve como objetivo permitir ao Estado recuperar o controle de territórios anteriormente dominados por traficantes e pacificar essas regiões (CARDOSO et al., 2016). Além disso, à medida que se aproximavam importantes eventos esportivos organizados pela cidade do Rio de Janeiro, incluindo a Copa do Mundo da FIFA 2014 e os Jogos Olímpicos de 2016, as autoridades se comprometeram em demonstrar a capacidade de reduzir rapidamente a violência existente.

Assim, a política de implementação da UPP foi apresentada como uma forma, pelo menos a curto prazo, de reduzir os níveis de violência no Rio de Janeiro, principalmente nas favelas dominadas pelo tráfico de drogas. A política tinha como objetivo garantir a segurança da população e dos turistas da cidade, tanto os que visitavam regularmente a região quanto os que viriam como resultado dos eventos esportivos.

O programa foi inaugurado em 19 de dezembro de 2008 com a UPP em Santa

¹² Disponível em: <https://oglobo.globo.com/rio/gastos-de-mais-de-385-bilhoes>. Acesso em: 27 ago. 2020.

Marta, uma comunidade pequena e relativamente pacífica na zona sul da cidade (MAGALONI; FRANCO; MELO, 2015). Em mais de 10 anos do programa, 38 UPPs foram instaladas em diferentes datas. Após a ocupação de uma favela pelo Batalhão de Operações Policiais Especiais (BOPE) ou pelo exército, que confrontava e expulsava traficantes e organizações criminosas, uma unidade policial permanente seria instalada, garantindo uma presença policial local intensa. Posteriormente, seria organizado um programa Social da UPP, com o objetivo de garantir o acesso a elementos sociais básicos, como transporte, educação e saúde.¹³

A Figura 3 apresenta um mapa do estado do Rio de Janeiro, onde se pode ver a área controlada por cada UPP e a ordem de instalação das unidades. A seleção de comunidades que receberiam as primeiras unidades é discutida em Magaloni, Franco e Melo (2015). Os autores mencionam que, diferentemente de outras abordagens, como o “*hot-spot policing*”, as intervenções da UPP não se baseavam inicialmente na alta incidência de violência nessas comunidades.

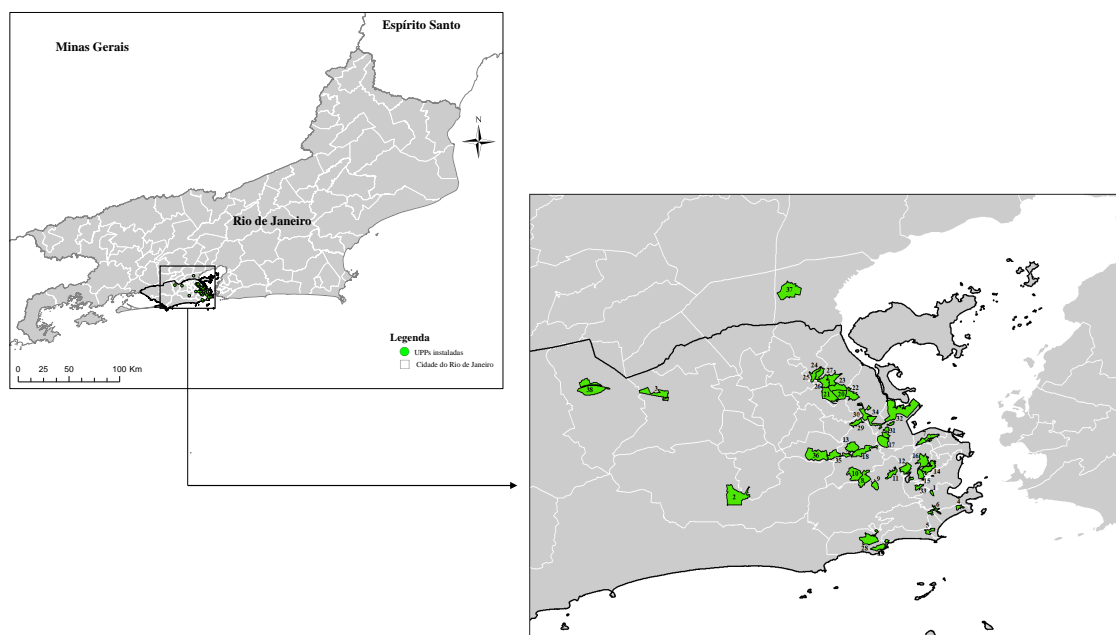


Figura 3 – Distritos policiais do Rio de Janeiro e número de UPPs instaladas em uma área de DP

Fonte – Elaborado pelo autor.

Nota – As instalações da UPP foram ordenadas com base na data de inauguração fornecida pelo ISP-RJ. Detalhes adicionais sobre a instalação e ocupação de cada UPP são relatados na Tabela A1

¹³ O impacto sobre a violência e a melhora estrutural que a política de UPP pode ter gerado nas favelas ocupadas pode ter ocasionado o fenômeno de gentrificação, um termo criado por Ruth Glas em 1964, em que as melhorias observadas em um local aumentam os custos de vida (aumento de aluguel, por exemplo) expulsando os mais pobres dessa região. Fato esse não analisado neste trabalho, mas que merece ser destacado.

As primeiras favelas a receber esse programa foram localizadas na zona sul da capital, um local relativamente tranquilo e rico em comparação com outras regiões. Por exemplo, como observado por Monteiro e Rocha (2017), em 2009, a zona sul registrou uma taxa de homicídios de 6,6 por 100,00 habitantes, enquanto a zona norte da cidade sofreu 60,3 mortes por 100.000 habitantes. No entanto, a região sul recebeu a maior parte das dez primeiras UPPs instaladas.

Ao todo, foram identificadas a instalação de 38 UPPs distribuídas em 20 diferentes DPs. Desse total, 37 UPPs foram instaladas na capital do estado e apenas uma UPP instalada na Baixada Fluminense. A distribuição das UPPs em cada DP e sua respectiva região podem ser verificados na Tabela 1.

Tabela 1 – Distribuição de UPP por DP na cidade do Rio de Janeiro e Baixada Fluminense

DP	Nº de UPP	Região
4º	1	Centro
6º	2	Centro/Zona Norte
7º	2	Centro/Zona Sul
9º	2	Zona Sul
10º	1	Zona Sul
12º	1	Zona Sul
14º	1	Zona Sul
15º	2	Zona Sul
17º	3	Zona Norte
19º	3	Zona Norte
20º	2	Zona Norte
21º	2	Zona Norte
22º	7	Zona Norte
25º	3	Zona Norte
26º	1	Zona Norte
32º	1	Zona Oeste
33º	1	Zona Oeste
34º	1	Zona Oeste
38º	1	Zona Norte
59º	1	Baixada Fluminense
Total	38	

*Nota – * A localização individual de cada UPP pode ser obtida na tabela A1.*

Fonte – Elaboração do autor.

A região norte recebeu mais da metade do total de UPP instaladas. Pelo menos 20 delas foram instaladas nessa região em oito diferentes DPs. A zona sul responde por sete UPPs, sendo que a maior parte dessas UPPs foram instaladas antes de 2010, uma vez que o programa de UPP se iniciou nessa região. Na zona oeste, três UPPs estão distribuídas

em áreas bem específicas: cidade de Deus, Batan e Vila Kennedy.

Cano, Borges e Ribeiro (2012) mencionam que as primeiras UPPs instaladas no Rio foram priorizadas da seguinte forma: i) zona sul, uma área turística composta por bairros de classe média alta; ii) centro da cidade, com intensa atividade comercial e serviços e alta população transitória; e, iii) uma região específica da zona norte, chamada Cinturão da Tijuca, ao redor do estádio do Maracanã, sede da Copa do Mundo da FIFA 2014. Em novembro de 2010, a região norte, principalmente o Complexo do Alemão e o Complexo da Penha, sede da facção criminosa Comando Vermelho, tornou-se alvo de ocupações de UPP em larga escala.

As favelas dominadas por essa facção, que se concentravam em crimes como tráfico de drogas, assaltos a bancos e atividades terroristas (BARBASSA, 2015), foram desproporcionalmente alvo do programa da UPP. Outras organizações criminosas, como os “Amigos dos Amigos” e o “Terceiro Comando”, também perderam o controle sobre algumas áreas. Magaloni, Franco e Melo (2015) descreveram duas razões pelas quais o Comando Vermelho era o principal alvo da política da UPP: a organização deveria ser enfraquecida, pois era notavelmente violenta em suas demonstrações de poder e muitas das favelas localizadas na zona sul estavam sob seu controle. Portanto, os criminosos que deixaram as favelas ocupadas pelas UPPs eram em grande parte membros de uma das facções mais perigosa do Rio de Janeiro.

Como observado em outros estudos¹⁴, as UPPs não foram designadas aleatoriamente para favelas ou Distritos Policiais (DPs), especialmente no início, quando o foco era nas favelas das DPs mais ricas. Ainda assim, as regiões mais pobres da parte norte da cidade foram tratadas em estágios subsequentes. No entanto, para evitar qualquer problema de viés de seleção na estimativa do efeito causal, foram consideradas características da população em cada setor subnormal, conforme descrito em detalhes na subseção seguinte.

4 Metodologia

4.1 Base de dados

Para atingir o objetivo proposto são utilizados os dados do estado do Rio de Janeiro a partir do Instituto de Segurança Pública do Rio de Janeiro (ISP-RJ) e do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). O primeiro apresenta informações sobre diferentes tipos de crimes (crimes físicos, tráfico de drogas, crimes contra a propriedade etc.) computados mensalmente pelo estado do Rio de Janeiro. Para evitar inflação zero

¹⁴ Ver, por exemplo, Canavire-Bacarreza et al. (2016) e Verbitsky-Savitz e Raudenbush (2012)

nas ocorrências de crimes, optou-se por apresentar os dados em períodos trimestrais, iniciando no primeiro trimestre de 2005 e terminando no último trimestre de 2015. Nesse conjunto de dados, também é possível obter a população de cada DP no período analisado.

Foram considerados três ocorrências criminais (duas contra a vida das pessoas e uma contra a propriedade) para cada DP: i) homicídio doloso; ii) letalidade violenta¹⁵; e, iii) roubo de carro. Esses crimes foram escolhidos porque geralmente estão ligados ao tráfico de drogas no Rio de Janeiro (MISSE, 2011) e têm uma baixa taxa de subnotificação. Além disso, uma ocorrência não criminal relacionada a acidentes de trânsito (mortes no trânsito) é usada como um placebo para testar a robustez de nossa estratégia de identificação. Espera-se que esse tipo de ocorrência não seja impactado pela política de UPP.

Durante o período analisado, oito novas DPs foram criadas, emergindo da divisão de outras DPs. As ocorrências nesses novos distritos, criadas em 2005 e em diante, foram fundidas com as ocorrências criminais e não criminais nas DPs originais. Por esse motivo, os mapas e as análises de regressão aqui apresentados refletem o número e a divisão de DPs em 2005, antes dessa divisão.¹⁶

O segundo conjunto de dados utilizado nesta pesquisa foi o Censo de 2010, realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). O censo fornece informações sobre famílias e indivíduos no nível da delegacia, ou o “setor subnormal”¹⁷. Esse conjunto de dados fornece informações normalmente consideradas em trabalhos que analisam os determinantes da criminalidade¹⁸, incluindo educação (taxa de alfabetização de adultos, ou seja, para maiores de 15 anos), raça, porcentagem da população jovem (porcentagem de pessoas entre 15 e 24 anos), renda *per capita* e número de residentes por família.

Com essas duas bases de dados, as variáveis de controle usadas na estimativa do impacto das UPPs no crime estão descritas na Tabela 2. Para construir a variável “porcentagem de pessoas que vivem no setor subnormal de cada DP”, como os dados populacionais estavam disponíveis para setores menores de que essas áreas, foi necessário agregá-las para cada DP usando a ferramenta de junção espacial do ArcGIS. Tendo determinado a população total residente nos setores subnormais de cada DP em 2010, considerou-se mudanças na população em cada DP em cada ano, usando dados fornecidos pelo ISP-RJ,

¹⁵ Os seguintes crimes, considerados coletivamente: homicídio doloso, lesão corporal seguida de morte e homicídio resultante de oposição à intervenção policial.

¹⁶ Por exemplo, as ocorrências observadas na DP 130, criadas em 6 de março de 2010, foram classificadas na DP 123, uma vez que 130 se originaram de 123. O mesmo procedimento foi realizado para as DPs 11, 42, 45, 67, 70, 132 e 148, criadas após 2005. Os crimes calculados nessas DPs foram classificados em 15, 16, 22, 65, 71, 126 e 143, respectivamente.

¹⁷ São regiões, inclusive as favelas, que carecem de serviços públicos essenciais (como coleta de lixo, sistemas de esgoto, redes de abastecimento de água, eletricidade e iluminação pública).

¹⁸ Veja Canavire-Bacarreza et al. (2016), Verbitsky-Savitz e Raudenbush (2012), Dell (2015).

para determinar os padrões de evolução de populações nessas localidades.

As duas outras variáveis referem-se às mudanças ocorridas nas DPs e em uma área mais ampla, denominada AISP, no período. Essas mudanças podem envolver recursos ou atividades policiais e podem ter impactado as taxas de criminalidade. As datas dessas alterações foram fornecidas pelo ISP-RJ e são representadas usando variáveis binárias.

Tabela 2 – Variáveis de Controle

Variáveis	Descrição	Fonte
Pessoas que vivem no setor subnormal	% de pessoas que vivem em setores subnormais em cada DP e a cada ano	IBGE/ISP-RJ
Divisão de DP	= 1 depois que DP foi dividida, = 0, caso contrário	ISP-RJ
Mudança de AISP	= 1 se a DP alterou suas Áreas Integradas de Segurança Pública (AISP), = 0, caso contrário	ISP-RJ

Nota – Efeito fixo de tempo e DP também foram incluídos nas regressões.

4.2 Estratégia Empírica

Este artigo explora uma possível quebra do pressuposto “*Stable Unit Treatment Value Assumption*” (*SUTVA*). De acordo com essa hipótese, o tratamento ao qual uma unidade está exposta não afeta outras unidades não tratadas geograficamente próximas às unidades tratadas (RUBIN, 1978). Portanto, esta seção apresenta uma estratégia empírica para identificar não apenas o impacto das UPPs nas DPs em que eles foram implementados, mas também nas DPs localizadas nas proximidades das regiões tratadas.

4.2.1 Modelo Diferença-em-Diferenças

Delgado e Florax (2015) afirmam que um dos principais métodos utilizados na literatura de avaliação de políticas para identificar efeitos causais quando a seleção de participantes para um estudo não é aleatória é a abordagem Diferença-em-Diferenças (DID). De acordo com Canavire-Bacarreza et al. (2016), a principal vantagem deste modelo é que ele permite estimar o impacto de uma intervenção quando fatores não observáveis são constantes ao longo do tempo, ou pelo menos durante o período de pré-tratamento e pós-tratamento. O efeito do tratamento, ou política implementada, é obtido identificando a diferença entre dois resultados em potencial, onde esses resultados são função do *status* do tratamento.

$$y_i = D_i y^1 + (1 - D_i) y^0 = \begin{cases} y^1 & \text{se } D = 1 \\ y^0 & \text{se } D = 0 \end{cases} \quad (2)$$

onde D é caracterizado como uma variável binária que indica o *status* do tratamento de um indivíduo, região ou instituição. Mais especificamente, se uma unidade recebe uma intervenção, a variável binária assume o valor de 1 e, para as unidades não afetadas pelo programa, a variável assume valor 0. A variável y é o resultado potencial da variável de interesse para a região i . A equação 3 mostra o modelo DID básico, sem a inclusão de efeitos espaciais, onde $i = (1, 2, \dots, 130)$ DPs que foram observados em pelo menos dois períodos $T \in \{0, 1\}$. Usando esse modelo, calculou-se a diferença nas taxas de violência antes e após a instalação das UPPs para DPs tratadas e não tratadas:

$$y_{i,t} = \alpha + \phi + \tau + \beta X_{i,t} + \delta D_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

onde $y_{i,t}$ é a taxa de criminalidade por 100.000 habitantes de DP i no momento t . $X_{i,t}$ é um vetor com variáveis independentes, ϕ e τ são os efeitos fixos da DP e do tempo, respectivamente. $D_{i,t}$ é uma variável binária que assume o valor 1 após a instalação das UPPs para os DPs que receberam as UPPs e 0, caso contrário. Finalmente, $\varepsilon_{i,t}$ é o termo de erro com média 0.

Para identificar o impacto causal de uma intervenção, supõe-se que não haja variáveis negligenciadas que mudem simultaneamente com ou após as instalações de UPPs que influenciam diretamente a ocorrência de crime. Mais especificamente, utilizando efeito fixo de DPs e tempo, este procedimento controlará: i) características observadas e não observadas comuns a todos os locais tratados durante um determinado período de tempo; e, ii) características observadas e não observadas para todos os territórios tratados que são constantes ao longo do tempo.

No entanto, de acordo com Verbitsky-Savitz e Raudenbush (2012), a hipótese do *SUTVA*, necessária para garantir a consistência dentro do método DID tradicional e para garantir a identificação causal, é violada em várias áreas, incluindo crime, educação e epidemiologia. Especificamente, em relação ao crime, os autores declararam que, quando um programa de repressão ao crime é implementado em uma área, a delinquência nessa área pode ser reduzida como resultado de um transbordamento de atividades criminosas para regiões vizinhas onde o programa não foi implementado. Essa hipótese é formalizada como “*diversion hypothesis*” de Dell (2015).

Mesmo assim, algumas pesquisas sobre esse assunto têm procurado modelar essas possíveis violações da hipótese do *SUTVA*¹⁹. Geralmente, os autores desconsideram os possíveis efeitos de transbordamento, difusão e deslocamento ou mencionam apenas que regiões vizinhas àquelas que receberam intervenções não são bons controles (regiões de comparação) porque podem ser afetadas por essas intervenções. No entanto, enquanto este último grupo atenua o problema até certo ponto, não o contorna completamente, uma

¹⁹ Cabral (2016) no Brasil e Verbitsky-Savitz e Raudenbush (2012) nos Estados Unidos são alguns pesquisadores que procuraram modelar esse problema.

vez que o efeito líquido da política não é obtido. Tais questões caracterizam a maior parte dos estudos que analisaram os efeitos das políticas da UPP²⁰ nas favelas do Rio de Janeiro. Para superar o problema de identificação do método DID, autores como Dubé et al. (2014), Delgado e Florax (2015) e Gennaro, Pellegrini et al. (2016) desenvolveram modelos que consideravam possíveis interações espaciais entre grupos e controles tratados, denominados modelos de “Diferença-em-Diferenças Espacial” (SDID).

4.2.2 Modelo Diferença-em-Diferenças Espacial (SDID)

Embora o método de DID mostrado na equação 3 controle adequadamente os componentes espaciais latentes no tempo, ele omite a presença de transbordamento e interferência entre agentes tratados e não tratados. Ao considerar os possíveis efeitos de transbordamentos, o modelo de Diferença-em-Diferenças Espacial apresenta um ganho metodológico, permitindo decompor o efeito médio do tratamento tanto no efeito direto médio quanto no efeito indireto médio (DUBÉ et al., 2014; BARDAKA; DELGADO; FLORAX, 2018).²¹ Essa abordagem relaxa a hipótese do *SUTVA*, de modo que sua violação não exclui a identificação de um efeito causal, como ocorreria no modelo DID tradicional (DELGADO; FLORAX, 2015).

Assim, como proposto por Delgado e Florax (2015) e com base em evidências de transbordamento causadas por políticas de repressão, o SDID é aplicado como uma extensão do método DID tradicional que permite interações espaciais. Para considerar um caso em que uma repressão criminal em um local afeta regiões próximas, deve-se considerar não apenas o *status* de tratamento da DP que recebeu a UPP, mas também as DPs próximas. Assim, o termo $W_{i,j}D_iT_t$, obtido pela aplicação de uma defasagem espacial na variável de tratamento, pode ser adicionado à equação 3:

$$y_{i,t} = \alpha + \phi + \tau + \beta X_{i,t} + \delta D_{i,t} + \rho W_{i,j}D_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

Este novo termo captura a relação de vizinhança entre a DP i e a DP j . Neste estudo, um tipo de matriz espacial foi testada. Pesos espaciais baseados em contiguidade de rainhas: $W_{i,j}$ assume o valor 1 se i faz fronteira com j e o valor 0, caso contrário. Usando esta nova especificação, é possível estimar simultaneamente dois impactos diferentes: os efeitos causais diretos, δ e efeitos indiretos, ρ .

²⁰ Cano, Borges e Ribeiro (2012), em uma avaliação exploratória do impacto das UPPs, destacam o possível deslocamento de atividades criminosas que as políticas de repressão ao crime, como as UPPs, podem apresentar.

²¹ Uma abordagem comum é identificar todos os grupos de tratamento e controle e aplicar um método de diferenças triplas (Diferença-em-Diferença-em-Diferenças). No entanto, como apontado por (DELGADO; FLORAX, 2015), existem desvantagens no uso dessa abordagem. Por exemplo, o estimador se torna ineficiente em pequenas amostras.

Por fim, como discutido por Chagas, Azzoni e Almeida (2016), o efeito indireto do tratamento, ρ na equação 4, nas unidades tratadas e não tratadas é dado em valores médios. No entanto, os efeitos em duas regiões diferentes podem variar significativamente. Portanto, como análise posterior, na equação 5 é decomposto os efeitos nos vizinhos tratados ($W_{T,T}$) e não tratados ($W_{NT,T}$) para verificar se o efeito encontrado nos vizinhos difere devido ao *status* do tratamento.

$$y_{i,t} = \alpha + \phi + \tau + \beta X_{i,t} + \delta D_{i,t} + \rho_1 W_{T,T} D_{i,t} + \rho_2 W_{NT,T} D_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

Este modelo irrestrito é uma forma especial do modelo SDID, onde $W_{T,NT} D_{i,t}$ e $W_{NT,NT} D_{i,t}$, outros elementos da decomposição da matriz WD, são suprimidos na equação 5 porque são vetores 0.

5 Resultados

5.1 Análise Descritiva

Para verificar a evolução das taxas de criminalidade no estado do Rio de Janeiro, considerou-se um crime contra a vida e um crime contra a propriedade. Mais especificamente, as taxas de letalidade violenta e roubo de carros foram analisadas dois anos antes do início do programa, 2005 e 2008, e três anos após o início das atividades da UPP, 2010, 2012 e 2015. As taxas de criminalidade foram classificadas em cinco grupos, da menor taxa de criminalidade à mais alta: 1) baixa; 2) médio-baixa; 3) média; 4) médio-alta e; 5) alta.

A Figura 4 mostra que, antes da implementação das UPPs, apenas algumas DPs apresentavam taxas de criminalidade consideradas “altas” ou “médio-altas” ao analisar crimes contra a vida no estado do Rio de Janeiro. As DPs mais violentas, representadas por cores mais escuras, estavam localizadas perto da cidade do Rio de Janeiro (a área delimitada dentro da borda preta) e na região costeira de Búzios. Em geral, no entanto, pouca diferença existia entre as taxas de letalidade nas DPs no estado do Rio de Janeiro nos períodos anteriores à instalação das UPPs em 2008.

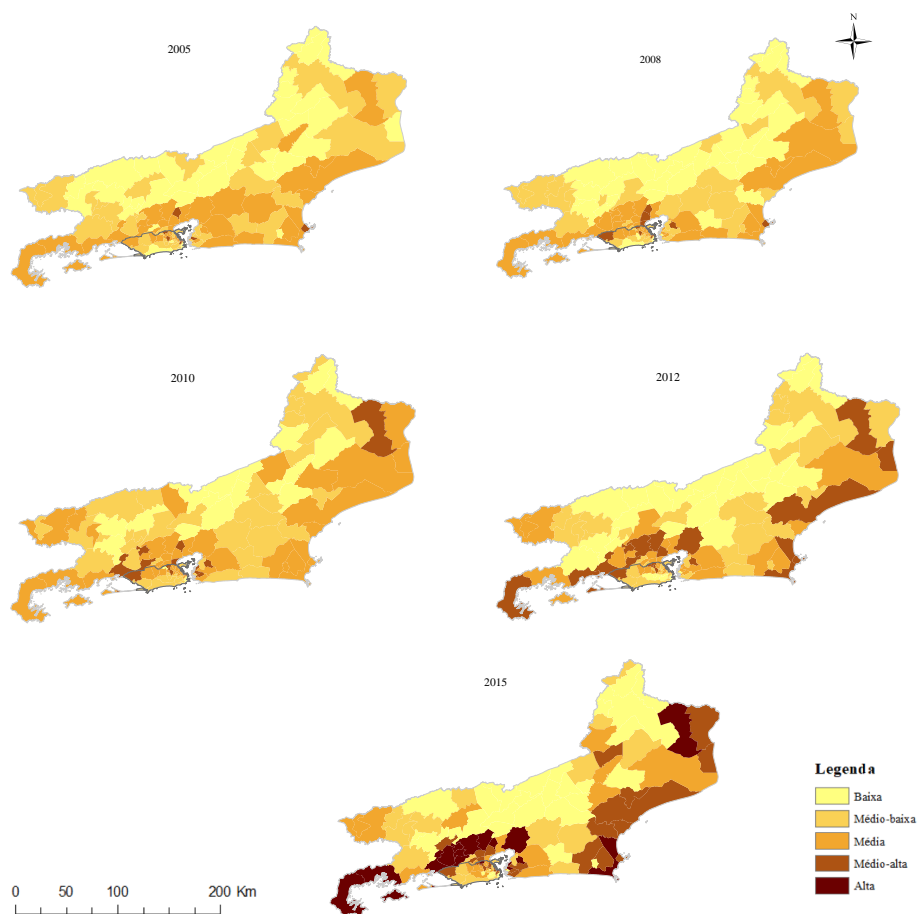


Figura 4 – Evolução das taxas de letalidade violenta por 100.000 pessoas, 2005-2015
 Fonte – Elaboração própria.

Nota – O método *Jenks natural breaks* foi usado para classificar cada DP em cada ano em um grupo, pois as taxas de letalidade violenta variavam ao longo de cada ano. A taxa média do limite superior do grupo “baixa” foi de 15,93 homicídios por 100.000 habitantes, enquanto “médio-baixa” foi de 33,82, “média” foi de 59,99, “médio-alta” foi de 125,87 e “alta” foi de 363,38.

Em 2010, dois anos após a primeira implantação e ocupação das UPPs na capital, uma maior concentração de DPs é marcada com cores mais escuras, principalmente em torno da capital do estado, indicando uma intensificação dos crimes contra a vida nessa região em comparação com outras. Em 2012 e 2015, quando a implementação das UPPs alcançou um estágio avançado, os números mostram diferenças ainda maiores do que entre 2005 e 2008. Em 2015, 16 das 130 DPs, principalmente as próximas à capital do estado e ao litoral, começaram a apresentar taxas de letalidade consideradas “altas” quando comparadas às taxas de outras DPs no estado. Isso pode indicar a proliferação e migração

da violência para várias regiões do estado, especialmente aquelas próximas à capital.

A Figura 5, que apresenta crimes patrimoniais, especificamente taxas de roubo de carros, contribui para uma melhor compreensão de uma possível migração da violência, uma vez que esse tipo de crime era concentrado na capital do estado. Em 2005, apenas DPs na capital foram classificados como tendo taxas de roubo de carros “médio-alta” ou “alta”. No entanto, esse tipo de ocorrência se espalhou após a implementação do programa UPP. Outras regiões, principalmente a Baixada Fluminense e Niterói, apresentaram concentrações de DPs com altas taxas de roubo de carros em 2010, 2012 e principalmente em 2015.

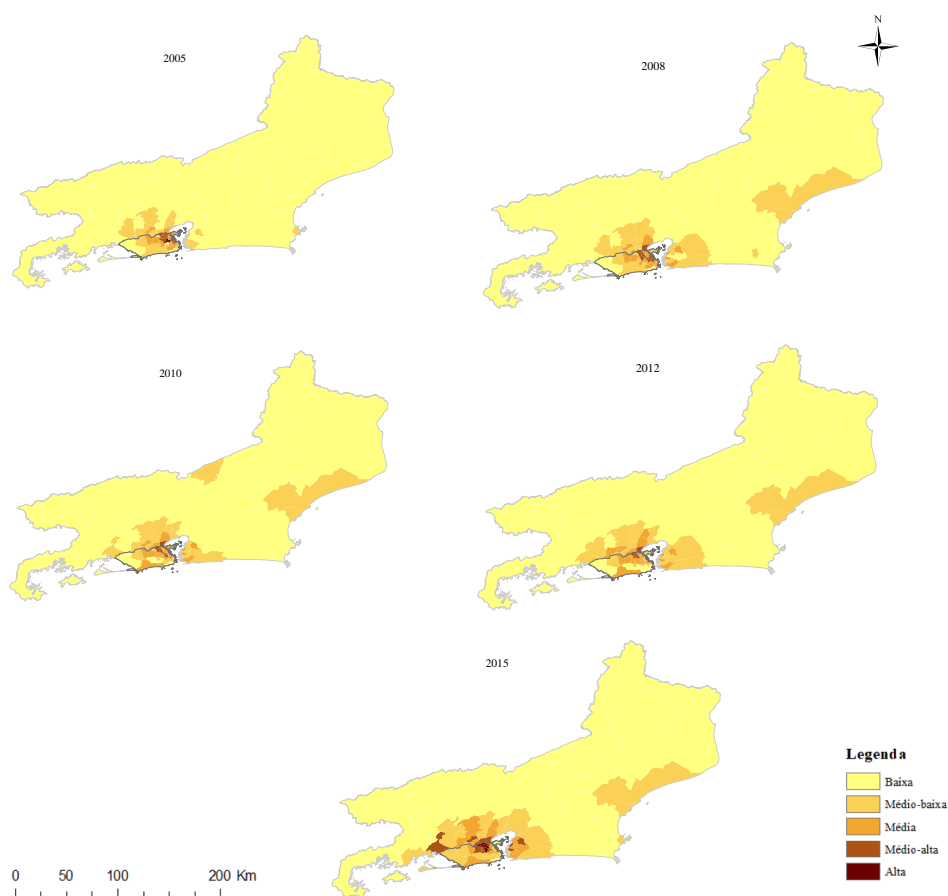


Figura 5 – Evolução das taxas de roubo de carro por 100.000 pessoas, 2005-2015

Fonte – Elaboração própria.

Nota – O método *Jenks natural breaks* foi usado para classificar cada DP em cada ano em um grupo, pois as taxas de letalidade violenta variavam ao longo de cada ano. A taxa média do limite superior do grupo “baixa” foi de 67,62 homicídios por 100.000 habitantes, enquanto “médio-baixa” foi de 190,22, “média” foi de 385,39, “médio-alta” foi de 662,72 e “alta” foi de 1.506,96.

O novo padrão observado no estado pode estar relacionado à instalação de UPPs, o que pode ter reduzido as taxas de violência nas DPs que as receberam, principalmente

na capital do estado, mas contribuiu para o movimento da violência para outras regiões, aumentando a heterogeneidade de violência no estado. Este será o tópico da próxima subseção deste primeiro artigo.

5.2 Efeito das UPPs

As Tabelas 3 e 4 mostram os resultados do modelo tradicional de Diferença-em-Diferenças (DID) e o modelo de Diferença-em-Diferenças Espacial (SDID). São apresentadas duas especificações para cada metodologia. Nas colunas 1 e 3, não há variáveis de controle. Nas colunas 2 e 4, as variáveis de controle explicadas na Tabela 2 estão incluídas. Todas as estimações também são controladas por efeitos fixo de tempo e DP.

Na Tabela 3, considera-se a data de implementação das UPPs como o início da política. Além disso, apenas os coeficientes de interesse, δ para DID tradicional e ρ para DID espacial, são apresentados. Comparando os modelos DID e SDID, é notável que a política da UPP diminuiu o crime nas áreas que recebem as unidades, porém apresentou um aumento na taxa de crimes nas áreas vizinhas.

Por exemplo, na última coluna da Tabela 3, os resultados mostram que o efeito do programa sobre as taxas de homicídios na região analisada seria a redução de 19,08 homicídios por 100.000 pessoas em uma região que apresentava 41 homicídios por 100.000 habitantes em 2007, ano anterior à implementação da UPP. No entanto, essa redução foi acompanhada por um aumento estatisticamente significativo de 7,84 homicídios por 100.000 habitantes nos vizinhos imediatos da região, quando os controles são considerados.

Esse efeito também foi observado em crimes de propriedade. Os roubos de carros foram reduzidos em 116,95 ocorrências por 100.000 habitantes nas DPs que receberam UPPs, mas aumentaram em 65,43 nas áreas vizinhas. Portanto, apesar de reduzir o crime em geral, a política das UPP parece exercer um efeito oposto nas DPs vizinhas daqueles em que as UPPs foram instaladas. Este fenômeno foi válido tanto para crimes contra vida como para crimes contra a propriedade.

Tabela 3 – Estimativas DID e SDID dos efeitos de UPP (após a data de instalação da UPP)

	(1) DID	(2) DID	(3) SDID	(4) SDID
Homicídio Doloso	-17,03*** (-7,13)	-16,97*** (-6,84)	-18,80*** (-6,87)	-19,08*** (-6,32)
W(Homicídio Doloso)			7,75* (2,38)	7,84* (2,11)
Letalidade Violenta	-22,55*** (-7,87)	-22,31*** (-7,56)	-24,79*** (-7,75)	-24,92*** (-7,13)
W(Letalidade Violenta)			9,80** (2,69)	9,70* (2,34)
Roubo de Carro	-10,95*** (-1,50)	-7,60 (-1,05)	-120,90*** (-8,82)	-116,95*** (-8,17)
W(Roubo de Carro)			70,02*** (6,61)	63,43*** (5,28)
Placebo				
Mortes Acidente de Carro	-1,56 (-0,70)	-2,42 (-1,04)	-2,67 (-0,97)	-4,17 (-1,39)
W(Mortes Acidente de Carro)			4,86 (1,47)	6,55 (1,79)
Efeito Fixo de Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeito Fixo de DP	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Efeito Espacial	Não	Não	Sim	Sim
Observações	4.290	4.290	4.290	4.290

Nota – *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. As estatísticas T são mostradas entre parênteses, utilizando os erros padrão robustos. Nessas especificações, a matriz de contiguidade do tipo rainha e dados trimestrais para cada DP foram utilizados. As covariáveis usadas em cada especificação estão descritas na Tabela 2. Os coeficientes nas colunas 1 e 2 correspondem a δ (modelo DID tradicional), equação 3. Os coeficientes nas colunas 3 e 4 correspondem a δ e ρ (modelo DID espacial), equação 4.

Fonte – Elaboração própria.

Além disso, como esperado, as mortes por acidentes de trânsito não foram afetadas estatisticamente pela política da UPP nas DPs que a receberam ou em seus vizinhos. Como já mencionado, esse tipo de ocorrência não está vinculado à atividade de tráfico de drogas no Rio de Janeiro. Considerando que a data de instalação das UPPs geralmente ocorreu após uma ocupação pelas forças policiais, os efeitos do programa UPP podem ser percebidos antes mesmo da instalação das unidades. Para testar esse “efeito de pré-instalação” é apresentada uma segunda análise na Tabela 4 que considera o início do programa na data de ocupação fornecida pelo ISP-RJ.

Nesta nova formulação, é notável que a superestimação do impacto seja ainda maior quando consideramos apenas o método DID tradicional. O efeito líquido da política

da UPP sobre as taxas de homicídios dolosos (intencionais) no estado do Rio de Janeiro seria uma redução aproximada de 5 homicídios por 100.000 habitantes, em vez de cerca de 11, conforme encontrado na primeira formulação tradicional de DID. Além disso, especificamente em relação aos crimes contra a propriedade, um aumento maior nas taxas de criminalidade das regiões vizinhas pode ser atribuído à ocupação das UPPs do que a redução observada nos locais que receberam as UPPs.

Uma possível razão para esse aumento mais que proporcional do crime nas regiões vizinhas pode envolver mudanças na atividade de criminosos provenientes das DPs ocupadas pelas UPPs. Para manter os lucros obtidos anteriormente com o tráfico de drogas, esses criminosos, que inicialmente não têm controle dos territórios e, portanto, não controlam o tráfico de drogas, podem se concentrar em crimes contra a propriedade nesses bairros.

Tabela 4 – Estimativas DID e SDID dos efeitos da UPP (após a data de ocupação da UPP)

	(1) DID	(2) DID	(3) SDID	(4) SDID
Homicídio Doloso	-11,28*** (-7,19)	-10,78*** (-6,75)	-13,47*** (-6,57)	-12,96*** (-6,19)
W(Homicídio Doloso)			8,52** (2,59)	8,54* (2,29)
Letalidade Violenta	-13,90*** (-6,95)	-13,54*** (-6,74)	-16,61*** (-6,63)	-16,19*** (-6,36)
W(Letalidade Violenta)			10,54** (2,88)	10,35* (2,50)
Roubo de Carro	-42,92*** (-3,58)	-46,45*** (-4,01)	-61,12*** (-4,44)	-62,87*** (-4,61)
W(Roubo de Carro)			70,77*** (6,56)	64,19*** (5,25)
Placebo				
Mortes Acidente de Carro	-1,87 (-1,48)	-0,84 (-0,65)	-3,28 (-1,72)	-2,66 (-1,37)
W(Mortes Acidente de Carro)			5,48 (1,57)	7,10 (1,85)
Efeito Fixo de Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeito Fixo de DP	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Efeito Espacial	Não	Não	Sim	Sim
Observações	4.290	4.290	4.290	4.290

Nota – *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. As estatísticas T são mostradas entre parênteses, utilizando os erros padrão robustos. Nessas especificações, a matriz de contiguidade do tipo rainha e dados trimestrais para cada DP foram utilizados. As covariáveis usadas em cada especificação estão descritas na Tabela 2. Os coeficientes nas colunas 1 e 2 correspondem a δ (modelo DID tradicional), equação 3. Os coeficientes nas colunas 3 e 4 correspondem a δ e ρ (modelo DID espacial), equação 4.

Fonte – Elaboração própria.

Novamente, mesmo considerando a data de ocupação como o início da política, não houve resultados estatisticamente significativos para ocorrências não relacionadas ao tráfico de drogas, como mortes causadas por acidentes de trânsito. Os resultados encontrados nesta seção corroboram a hipótese do estudo de que pelo menos parte da redução da violência nas áreas abordadas pela política da UPP pode realmente refletir o movimento de criminosos para regiões vizinhas. É importante verificar, no entanto, o padrão de transbordamento de crimes. Esse objetivo requer uma análise mais profunda e é desenvolvido na seguinte subseção.

5.3 Transbordamento para vizinhos tratados e não tratados

Usando o trabalho de Chagas, Azzoni e Almeida (2016), foi testado se o efeito indireto estatisticamente significativo encontrado na análise anterior diferia entre DPs não tratadas e tratadas. Ou seja, foi investigado se a migração de criminosos para outras áreas diferia se essas outras áreas tivessem UPPs. Com base em Becker (1968), espera-se que, após o início de um programa de UPP, os criminosos não migrem para outras regiões com UPPs, uma vez que essas regiões já eram intensamente policiadas, principalmente nas favelas. Essa análise compara, novamente, as datas de instalação e ocupação.

Na Tabela 5, primeiro se nota que o efeito indireto da política de aumentar o crime nas DPs vizinhas está em grande parte concentrada nas DPs que nunca receberam a intervenção, representados como WNT. Os efeitos indiretos sobre os vizinhos tratados, WTT, não foram estatisticamente significativos para nenhum tipo de crime, indicando que se os criminosos migraram, eles escolheram locais sem UPPs. Esse achado foi válido ao considerar a data de instalação e a data de ocupação, demonstrando a robustez dos resultados.

Em segundo lugar, quando se considera a magnitude dos coeficientes, a alteração das datas de início da política gera resultados diferentes. Em relação à data de instalação, a política da UPP ainda teve o efeito líquido de reduzir os crimes contra a vida e a propriedade no estado do Rio de Janeiro durante o período analisado. Se a data de ocupação for considerada na análise do efeito da política sobre crimes contra a vida, o efeito indireto da política sobre DPs não tratadas excede ligeiramente o efeito direto da política sobre as DPs tratadas.

Esse efeito da política se torna ainda mais negativo quando os crimes de propriedade são analisados, como visto nas taxas de roubo de carros. Mesmo que o efeito líquido final não tenha sido robusto, os resultados implicam que a medição do impacto das UPPs usando a metodologia DID tradicional superestimarão os efeitos. Parece claro que a política teve alguns efeitos adversos, principalmente em regiões vizinhas não atendidas pelas UPPs. Esse efeito indireto pode ser da mesma magnitude, mas na direção inversa.

Tabela 5 – Estimativas SDID de efeitos UPP separados por data de instalação e ocupação

	Instalação		Ocupação	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Homicídio Doloso	-16,39*** (-7,45)	-16,68*** (-7,08)	-10,44*** (-6,82)	-9,95*** (-6,17)
WTT(Homicídio Doloso)	0,70 (0,46)	0,73 (0,45)	-0,05 (-0,03)	-0,02 (-0,01)
WNT(Homicídio Doloso)	9,92* (2,38)	10,25* (2,14)	11,17** (2,65)	11,45* (2,37)
Letalidade Violenta	-21,77*** (-8,23)	-21,99*** (-7,84)	-12,78*** (-6,41)	-12,42*** (-6,05)
WTT(Letalidade Violenta)	0,95 (0,50)	0,98 (0,50)	-0,34 (-0,18)	-0,34 (-0,18)
WNT(Letalidade Violenta)	12,51** (2,70)	12,65* (2,37)	13,91** (2,97)	13,99** (2,62)
Roubo de Carro	-93,38*** (-7,51)	-92,91*** (-7,38)	-29,95* (-2,38)	-34,54** (-2,82)
WTT(Roubo de Carro)	-10,65 (-0,96)	-7,98 (-0,70)	-17,76 (-1,57)	-16,17 (-1,39)
WNT(Roubo de Carro)	94,80*** (7,19)	87,58*** (5,77)	98,12*** (7,42)	91,51*** (6,01)
	Placebo		Placebo	
Mortes Acidente de Carro	-0,45 (-0,21)	-1,53 (-0,66)	-0,84 (-0,69)	0,19 (0,14)
WTT(Mortes Acidente de Carro)	-1,62 (-1,48)	-1,30 (-1,09)	-1,44 (-1,41)	-0,99 (-0,88)
WNT(Mortes Acidente de Carro)	6,85 (1,62)	9,20 (1,94)	7,63 (1,70)	9,85* (1,97)
Efeito Fixo de Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeito Fixo de DP	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles	Sim	Sim	Sim	Sim
Observações	4.290	4.290	4.290	4.290

Nota – *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. As estatísticas T são mostradas entre parênteses, utilizando os erros padrão robustos. Nessas especificações, a matriz de contiguidade do tipo rainha e dados trimestrais para cada DP foram utilizados. As covariáveis usadas em cada especificação estão descritas na Tabela 2. Os coeficientes nas colunas 1 e 2 correspondem a δ , ρ_1 e ρ_2 da equação 5. WTT = Vizinhos tratados; WNT = Vizinhos não tratados.

Fonte – Elaboração própria.

Finalmente, a Figura 6 apresenta a mudança observada nas taxas médias de crimes contra a vida em relação às taxas de base observadas no primeiro trimestre de 2007, antes da política da UPP. Os coeficientes são estimados na segunda coluna (data de instalação com controles) da Tabela 3 para os DPs que receberam UPPs e DPs vizinhos dessas áreas.

Por exemplo, a taxa média de homicídios intencionais nas áreas próximas a DPs que receberam as UPPs no primeiro trimestre de 2007 foi de 48,34 homicídios por 100.000 habitantes. Com um aumento médio estimado de 10,25 homicídios por 100.000 habitan-

tes registrados após a política da UPP, houve um aumento de 21,20% nesse tipo de crime nessas áreas, totalizando 58,59 homicídios por 100.000 habitantes. No que diz respeito à letalidade violenta, a política é responsável por um aumento estimado de 12,65 mortes por 100.000 habitantes após a implementação da política. Representando um aumento de 20,71%.

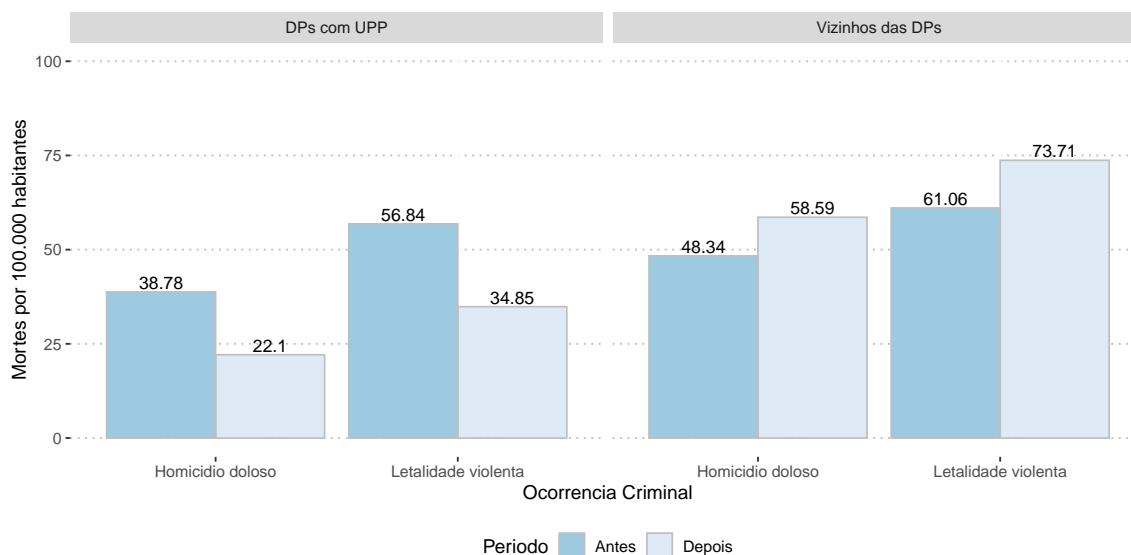


Figura 6 – Média de homicídios intencionais e letalidade violenta por 100.000 pessoas antes e depois da instalação da UPP.

Fonte – Elaboração própria.

Nota – Foi utilizado as taxas médias de criminalidade no primeiro trimestre de 2007 como linha de base. Além disso, foi considerado as DPs que fazem fronteira com DPs com UPP como “Vizinhos das DPs” (matriz de contiguidade do tipo rainha).

Por outro lado, é possível verificar uma redução de 43,01% nas taxas médias de homicídios intencionais (de 38,78 para 22,10 homicídios por 100.000 habitantes) e de 38,68% nas taxas médias de letalidade violenta (de 56,84 para 34,85 mortes por 100.000 habitantes) em DPs que receberam as UPPs. Portanto, esse resultado indica que a política da UPP resultou em maiores disparidades de criminalidade entre as regiões do Rio de Janeiro, levando a taxas mais altas de criminalidade em regiões que eram, em média, mais violentas antes da implementação da UPP.

6 Considerações Finais

A primeira parte desta tese teve como objetivo verificar possíveis transbordamentos de crimes em regiões vizinhas àquelas que receberam UPPs na cidade do Rio de Janeiro. Para atingir esse objetivo, foram utilizados conjuntos de dados do ISP-RJ e IBGE contendo informações criminais e da população de 2005 a 2015. A abordagem meto-

dológica das Diferença-em-Diferenças e sua variação espacial, Diferença-em-Diferenças Espacial, foram empregadas. Assim, não apenas foi possível verificar os efeitos diretos da política de UPP sobre as DPs nas quais ela foi implementada, mas também seus efeitos indiretos sobre as DPs vizinhas, particularmente aquelas nas quais as UPPs não foram implementadas.

Três categorias diferentes de crime foram investigadas. Dois foram relacionados a crimes contra a vida e um a crimes contra propriedade. Observou-se que a falta de consideração do efeito da política da UPP nas áreas vizinhas leva a uma superestimação do impacto geral da política da UPP no estado do Rio de Janeiro. Verificou-se que as taxas de homicídio, por exemplo, diminuíram significativamente nas DPs que receberam UPPs. No entanto, essa redução foi seguida, também de forma significativa, pelo aumento das taxas de homicídios nos vizinhos imediatos dessas regiões. Em algumas especificações o efeito do aumento da criminalidade nas regiões vizinhas superou o efeito da diminuição das taxas de criminalidade nas DPs que receberam UPPs.

A literatura sugere que esses resultados se devem ao transbordamento causado por esses tipos de políticas de combate ao crime. Em outras palavras, os criminosos afetados pela política poderiam migrar para regiões próximas que não tinham presença da UPP, onde o custo do crime permanecia constante. Nesses locais, os criminosos lutariam por novos territórios e/ou adotariam novas práticas criminais para manter lucros, o que poderia aumentar as taxas de criminalidade e as preocupações de segurança dos indivíduos.

É claro que a política da UPP não considerou esses possíveis efeitos colaterais para as regiões vizinhas. Seu foco era reduzir as taxas de criminalidade na capital, através da expulsão de criminosos de suas áreas de origem, principalmente nos locais onde receberia um grande número de turistas dos eventos esportivos internacionais. A implicação política deste artigo mostra que o efeito a curto prazo do programa UPP foi inferior ao observado pela literatura recente e, em alguns casos, o efeito pode ser inverso ao esperado.

Finalmente, uma possível limitação deste artigo decorre de seu conjunto de dados. Os fatores socioeconômicos não foram controlados nas estimativas, pois esse tipo de informação não estava disponível anualmente para cada DP. Embora fosse controlado por efeitos fixos de tempo e de DP, essas características podem variar ao longo do tempo e dentro de cada DP, afetando as taxas de violência no estado do Rio de Janeiro e os resultados das estimativas obtidas neste artigo. Pesquisas adicionais podem procurar corrigir essa limitação e, além disso, estimar os efeitos de médio e longo prazo da política, não apenas nas regiões em que foi implementada, mas também nas DPs vizinhas. Isso poderia promover uma compreensão de se essa política que demandou grande investimento financeiro serviu para melhorar o bem-estar da população do estado do Rio de Janeiro, particularmente na região metropolitana que circunda a capital.

APÊNDICE

A. Tabelas

Tabela A1 – UPPs por data de instalação e ocupação e número de distritos policiais

#	Nome	Ocupação	Instalação	Região
1	Santa Marta	19/11/2008	19/12/2008	Zona Sul
2	Cidade de Deus	11/11/2008	16/02/2009	Zona Oeste
3	Batam	12/07/2008	18/02/2009	Zona Oeste
4	Chapéu Mangueira e Babilônia	11/05/2009	10/06/2009	Zona Sul
5	Pavão-Pavãozinho	30/11/2009	23/12/2009	Zona Sul
6	Tabajaras	26/12/2009	14/01/2010	Zona Sul
7	Providência	22/03/2010	26/04/2010	Centro
8	Borel	28/04/2010	07/06/2010	Zona Norte
9	Formiga	28/04/2010	01/07/2010	Zona Norte
10	Andaraí	11/06/2010	28/07/2010	Zona Norte
11	Salgueiro	30/07/2010	17/09/2010	Zona Norte
12	Turano	10/08/2010	30/10/2010	Zona Norte
13	São João e Matriz e Queto	06/01/2011	31/01/2011	Zona Norte
14	Coroa e Fallet e Fogueteiro	06/01/2011	25/02/2011	Zona Sul
15	Escondidinho e Prazeres	06/01/2011	25/02/2011	Centro
16	São Carlos	06/01/2011	17/05/2011	Centro
17	Mangueira	19/06/2011	03/11/2011	Zona Norte
18	Macacos	14/10/2010	30/11/2011	Zona Norte
19	Vidigal	13/12/2011	18/01/2012	Zona Sul
20	Nova Brasília	28/11/2010	18/04/2012	Zona Norte
21	Fazendinha	28/11/2010	18/04/2012	Zona Norte
22	Adeus e Baiana	28/11/2010	11/05/2012	Zona Norte
23	Alemão	28/11/2010	30/05/2012	Zona Norte
24	Chatuba	27/06/2012	27/06/2012	Zona Norte
25	Fé e Sereno	27/06/2012	27/06/2012	Zona Norte
26	Parque Proletário	28/11/2010	28/08/2012	Zona Norte
27	Vila Cruzeiro	28/11/2010	28/08/2012	Zona Norte
28	Rocinha	13/12/2011	20/09/2012	Zona Sul
29	Jacarezinho	14/10/2012	16/01/2013	Zona Norte
30	Manguinhos	14/10/2012	16/01/2013	Zona Norte
31	Barreira do Vasco e Tuiuti	03/03/2013	12/04/2013	Zona Norte
32	Caju	03/03/2013	12/04/2013	Zona Norte
33	Cerro-Corá	29/04/2013	03/06/2013	Zona Sul
34	Arará e Mandela	13/10/2012	06/09/2013	Zona Norte
35	Lins	06/10/2013	02/12/2013	Zona Norte
36	Camarista Méier	06/10/2013	02/12/2013	Zona Norte
37	Mangueirinha	05/08/2013	07/02/2014	Baixada Fluminense
38	Vila Kennedy	13/03/2014	23/05/2014	Zona Oeste

Nota – À exceção da UPP 37, Complexo da Mangueirinha, localizada na região da Baixada Fluminense, as outras UPPs são localizadas na cidade do Rio de Janeiro.

Fonte – Informações oficiais do governo do Rio de Janeiro.

3 Política de Unidade de Polícia Pacificadora (UPP): uma análise do impacto de choques de violência so- bre o fluxo escolar dos estudantes do Rio de Janeiro

Resumo

O segundo objetivo desta tese é analisar o impacto da política de Unidade de Polícia Pacificadora (UPP), implementada em 2008 no Rio de Janeiro, sobre os resultados de fluxo escolar (aprovação, reprovação e abandono escolar) das escolas nas áreas de UPPs e escolas em regiões vizinhas. As hipóteses testadas é que choques de violência (redução nas áreas de UPPs e aumento nas áreas vizinhas) impactam o fluxo escolar ao alterar o ambiente quanto à insegurança e ameaças. Foram utilizados os métodos de pareamento, para seleção de um grupo de comparação, e de Diferenças-em-Diferenças (DID), para estimar o impacto da política. É possível verificar uma melhora nas taxas de aprovação e reprovação dos alunos do 9º ano nas áreas de UPPs. Em contrapartida, alunos do 5º ano em escolas localizadas em áreas vizinhas apresentaram piora nas taxas de aprovação e reprovação escolar. Argumenta-se que esses resultados estão intimamente relacionados ao impacto discutido pela literatura que a política de UPP teve, direta e indiretamente, sobre as taxas de violência na região metropolitana do Rio de Janeiro.

Palavras-chave: Unidade de Polícia Pacificadora. Resultados escolares Política pública.

Abstract

The second objective of this thesis is to analyze the impact of the Pacifying Police Unit (UPP) policy, implemented in 2008 in Rio de Janeiro, on the results of the school failure (approval, repetition and dropout rates) of schools in the areas of UPPs and schools in neighboring regions. The tested hypotheses is that violence shocks (reduction in the areas of UPPs and increase in the neighboring areas) impact the school failure by changing the environment regarding insecurity and threats. Propensity score matching was used to select a comparison group and Differences-in-Differences (DID) to estimate the impact of the policy. It is possible to see an improvement in the approval and repetition rates of 9th year students in the UPP areas. In contrast, pupils in the 5th year in schools located in neighboring areas worsen their school approval and repetition rates. It is argued that these results are closely related to the impact discussed by the literature that the UPP policy had, directly and indirectly, on the rates of violence in the metropolitan region of Rio de Janeiro.

Keywords: Pacifying Police Unit. School outcomes. Public policy.

JEL code: I21, I28, C33.

1 Introdução

Diante das conclusões obtidas no primeiro artigo desta tese, é relevante analisar possíveis consequências do choque de violência sobre resultados econômicos focando, mais precisamente, nos dados educacionais. Nota-se que, constantemente, alunos brasileiros apresentam resultados escolares negativamente expressivos. Um levantamento realizado pelo Programa Internacional de Avaliação de Estudantes (PISA) em 2018 revelou que a maior parte dos estudantes brasileiros aos 15 anos não possuem um nível considerado básico em matemática (68%), ciências (55%) e leitura (50%).²² Além disso, o relatório “Panorama da Distorção Idade-série no Brasil”, elaborada pela UNICEF em 2018, revela que 1 em cada 5 alunos do ensino fundamental e médio no Brasil estava em *status* de atraso escolar (representando mais de 7 milhões de crianças e jovens).²³ Esses alunos reprovaram ou abandonaram os estudos, estando em séries não correspondentes às suas idades.

Nesse cenário, pode-se destacar o estado do Rio de Janeiro que, apesar de ser a segunda maior economia, em termos de Produto Interno Bruto (PIB), entre os estados brasileiros em 2017²⁴, não está tão bem colocado quando se analisa dados educacionais. Em provas avaliativas²⁵ o estado geralmente aparece fora do *ranking* dos 10 melhores estados. Esse foi o padrão nos dois últimos anos de aplicação (2015 e 2017) da mais importante avaliação educacional brasileira: a Prova Brasil. Na questão de atraso escolar, dados do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) em 2017 e 2018, indicam que o estado apresenta taxas superiores a 30% de atraso escolar para os anos finais e médio do ensino básico escolar, figurando fora do *ranking* dos 15 melhores estados brasileiros.

O cenário de desempenho mediano da educação no estado, em um país com graves problemas nessa área, pode ser somado a situação caótica nas taxas de violência, conforme ilustrado no artigo anterior desta tese. Fato esse, que pode estar contribuindo com os índices escolares apresentados, conforme discutido pela literatura (GROGGER, 1997; MONTEIRO; ROCHA, 2017).

Assim, o objetivo deste trabalho é analisar o impacto do choque da violência causado pela política de Unidade de Polícia Pacificadora (UPP) sobre as escolas em duas

²² Disponível em: <http://download.inep.gov.br/acoes_internacionais/pisa/documentos/2019/relatorio_PISA_2018_preliminar.pdf>. Acesso em 28 de abril de 2020.

²³ Disponível em: <https://www.unicef.org/brazil/media/461/file/Panorama_da_distorcao_idade-serie_no_Brasil.pdf>. Acesso em 05 de agosto de 2020.

²⁴ *Ranking* obtido do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE): <<https://www.ibge.gov.br/explica/pib.php>>. Acesso em 28 de abril de 2020.

²⁵ Um exemplo internacional é a própria prova do PISA, que em 2015, colocava o Rio de Janeiro distante dos primeiros colocados. Disponível em: <http://download.inep.gov.br/acoes_internacionais/pisa/documentos/2016/brazil_in_pisa_2015_digital.PDF>. Acesso em 27 de julho de 2020.

áreas da cidade do Rio de Janeiro: i) áreas de UPPs (choque de redução de violência); e, ii) áreas vizinhas, que nunca receberam a política e, possivelmente, receberam os criminosos das áreas ocupadas (choque de aumento da violência). Verifica-se o impacto da política, especificadamente sobre o fluxo escolar (reprovação, abandono e aprovação escolar), utilizando os métodos de pareamento e de Diferença-em-Diferenças (DID) bem como os períodos de 2007 a 2015, uma vez que a política se inicia no final de 2008.

A contribuição deste trabalho está em considerar, ao mesmo tempo, os efeitos de um choque positivo e negativo da violência em um caso brasileiro (com problemas educacionais e de violência graves) sobre fluxo escolar. Apesar da existência de estudos no Brasil analisando o impacto da violência sobre desempenho escolar (SEVERNINI; FIRPO, 2009; GAMA; SCORZAFAVE, 2013; BUTELLI, 2015), há poucos trabalhos sobre os efeitos da violência especificadamente sobre o fluxo escolar adequado (TEIXEIRA; KASSOUF, 2015; SPOSITO, 2002).

Além desta introdução, este trabalho está dividido em mais quatro seções. A segunda seção trata da revisão de literatura sobre o tema do estudo. A seção posterior trata da metodologia empregada, assim como da base de dados utilizada. A quarta seção analisa e discute os resultados encontrados. Por fim, na última seção, apresenta-se as conclusões do estudo.

2 Revisão Teórica e Empírica

A literatura aponta possíveis reações que um indivíduo pode ter frente ao crime e da sensação de insegurança. Miethe (1995), em um artigo baseado no trabalho de Fred Dubow e Eduard MaCabe, *Reactions to crime: a critical review of the literature* (1979), apresentou quatro grupos distintos de reações ao crime e a sensação de insegurança que um indivíduo poderia ter: i) ações destinadas a evitar riscos; ii) ações de proteção; iii) mudanças no estilo de vida; e, por fim, iv) atividades coletivas no combate ao crime.²⁶

Portanto, diante de um cenário de aumento da violência e da insegurança em uma escola, ou na região em que ela se localiza, poderá ser observado aumento das faltas dos estudantes (BARRETT; JENNINGS; LYNCH, 2012; BOWEN; BOWEN, 1999), troca de escola (EVERETT; PRICE, 1995) ou mesmo abandono total dos estudos (PEGUERO, 2011), como reações ao crime. Por exemplo, Mudege, Zulu e Izugbara (2008) afirmaram que crianças, por vezes, encontram dificuldades para frequentar a escola por causa da falta de garantias para a segurança física nesse local. O trabalho dos autores analisou os efeitos da insegurança sobre o desempenho do aluno e discutiu como a percepção da segurança pode impactar na frequência escolar, assim como na evasão escolar dos estudantes. O

²⁶ O autor considera, ainda, o grupo de pessoas que não responde, seja alterando seu comportamento ou sua rotina, a aumento nas probabilidades de elas se tornarem vítimas.

estudo foi realizado em bairros urbanos carentes de Nairóbi, no Quênia, para o ano de 2004. Os resultados do trabalho sugerem que a insegurança nesses bairros mais carentes pode ter impactos negativos sobre o fluxo escolar.

Mesmo os professores, considerados facilitadores de aprendizagem de seus alunos (DUARTE, 2009) podem ser afetados. Estudos mostram que, diante de um cenário violento, o professor pode apresentar menor motivação e comprometimento (VETTENBURG, 2002), maior rotatividade (DUARTE, 2009), em maior propensão em abandonar a profissão (NEWMAN et al., 2008) e menor chance de ministrar o conteúdo programado (PLASSA; PASCHOALINO; BERNARDELLI, 2019). O que pode fazer com que escolas em localidades violentas tenham menor probabilidade de reter bons profissionais e, por conseguinte, de fornecer uma melhor educação aos seus alunos de forma que esses últimos apresentem um melhor desempenho escolar.

Por isso, não são raros os estudos que, além de mostrar o impacto da violência sobre a ação do estudante para evitá-la, dissertem sobre a violência afetando a proficiência escolar. Por exemplo, Milam, Furr-Holden e Leaf (2010), considerando alunos dos Estados Unidos e dados do ano de 2005, verificaram que, além das variáveis que já exercem efeito comprovado sobre o desempenho escolar de adolescentes e jovens, variáveis referentes à insegurança e violência também são relevantes. Os autores concluíram que um aumento da violência no bairro foi associado à diminuição estatisticamente significativa de 4,2%-8,7% na pontuação de matemática e leitura, enquanto que o aumento na segurança foi associado com aumentos significativos de 16%-22% na pontuação dessas matérias.²⁷

Além da maior ausência dos alunos da sala de aula ou de profissionais menos capacitados apresentando o conteúdo outras explicações são aventadas. Grogger (1997), considerado um dos precursores da linha de pesquisa que analisa os efeitos da violência e insegurança sobre desempenho escolar, aponta que os principais efeitos da violência sobre o aluno estariam na sua concentração na escola. Com a concentração prejudicada por conta da insegurança os estudantes podem ficar para trás nos estudos e apresentar grandes chances de evadirem (CAIRNS; CAIRNS; NECKERMAN, 1989). Por exemplo, Schwartz e Gorman (2003) analisando a violência observada na sociedade em geral com dados da cidade de Los Angeles (Estados Unidos) no ano de 2000, adotaram o modelo teórico que a violência estaria relacionada com o desempenho acadêmico por meio de dois mecanismos: sintomas depressivos (problemas na concentração, baixa energia, redução na motivação) e comportamento rebelde (agressividade, hiperatividade, impulsividade).

No Brasil, alguns trabalhos já buscaram analisar, em parte, esse tema, mas focando no desempenho escolar. Por exemplo, Severnini e Firpo (2009), usando dados para

²⁷ Outros exemplos de trabalhos são Barrett, Jennings e Lynch (2012), Juvonen, Nishina e Graham (2000).

o país para o ano de 2003, Teixeira e Kassouf (2015) para o estado de São Paulo em 2007 e Gama e Scorzafave (2013), para o município de São Paulo em 2007, são autores que discutiram sobre o tema e concluíram que há efeitos negativos da violência sobre o desempenho do aluno nessas localidades. De acordo com Severnini e Firpo (2009), a proficiência de alunos que frequentam escolas com níveis mais elevados de violência apresentam menores médias, mesmo após realizado o controle por características do indivíduo, bem como dos professores e escolas. Além do efeito direto, verificou-se que a violência nessas escolas está relacionada com a maior rotatividade dos professores no ano letivo, fator que afetaria a qualidade do ensino.

Teixeira e Kassouf (2015) inferiram que a violência nas escolas diminui em 0,54% a probabilidade de um aluno que cursa a terceira série do ensino médio ter um desempenho considerado satisfatório em matemática. Gama e Scorzafave (2013), analisando a violência no entorno da escola, verificaram que um aumento de 10% na taxa de homicídio doloso reduz a proficiência escolar em cerca de 0,12 pontos, tanto em português como em matemática. Assim como em Severnini e Firpo (2009), esses resultados foram encontrados mesmo após a utilização de variáveis de controle.

Apesar desses estudos, há poucos trabalhos que analisam os efeitos da violência especificadamente sobre o fluxo escolar adequado²⁸, em que a literatura nacional é ainda mais escassa (TEIXEIRA; KASSOUF, 2015; SPOSITO, 2002). Os poucos trabalhos que estudaram o tema se concentraram nos efeitos da violência sobre as notas escolares. Outros trabalhos que analisam a relação entre abandono escolar e violência verificaram o canal inverso ao visado por este trabalho: o efeito do abandono escolar sobre variações na taxa de violência (STAFF; KREAGER, 2008; KOKKO et al., 2006; COOK; KANG, 2016).²⁹ Assim, o presente trabalho pretende contribuir para a literatura ao analisar um possível efeito que a violência, em nível região, apresentaria sobre o fluxo escolar (aprovação, reprovação e abandono escolar).

3 Metodologia

3.1 Base de Dados

Neste segundo artigo, os dados ao nível escola foram obtidos a partir da Prova Brasil e Censo Escolar. A Prova Brasil é a uma avaliação censitária de alunos da 4ª série/5º ano, 8ª série/9º ano do ensino fundamental e 3º ano do ensino médio das escolas públicas das redes municipal, estadual e federal desenvolvida pelo Instituto Nacional

²⁸ Trabalhos que analisam o efeito da violência sobre fluxo podem ser encontrados na literatura internacional, como por exemplo, Reynolds (2003), Heng, Leschied e Killip (2009).

²⁹ Exceções são os trabalhos de Mengo e Black (2015) para faculdades e Mudege, Zulu e Izugbara (2008) sobre insegurança em Nairóbi no Quênia.

de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). O Censo Escolar, também coordenado pelo INEP, é uma importante coleta censitárias de todas as escolas públicas e privadas do Brasil.

Na Prova Brasil é possível obter resultados de testes padronizados de proficiência em português e matemática de cada escola, bem como informações socioeconômicas de diretores, professores e alunos na periodicidade bienal. Para obter também características da infraestrutura, esse trabalho uniu as informações disponíveis da Prova Brasil aos dados do Censo Escolar, em que está última está disponível na periodicidade anual.

Como o objetivo deste trabalho está em ver um possível impacto das instalações das UPPs, política iniciada no final de 2008, sobre resultados escolares, selecionou-se os anos 2007, 2009, 2011, 2013 e 2015. As características das escolas abordadas em cada ano estão apresentadas na Tabela 6, em que o foco se deu sobre o 5º e 9º ano do ensino fundamental.

Além disso, escolas que não apresentavam repostas para alguma dessas questões foram retiradas da análise. Outro recorte realizado foi com relação ao período. Escolas que apareceram apenas um ano foram também retiradas da análise. Por fim, foram mantidas apenas as escolas públicas localizadas nas regiões urbanas das cidades consideradas.

Tabela 6 – Descrição das variáveis utilizadas nos modelos

Variáveis		Descrição das variáveis
Variáveis Dependentes	Aprovação Escolar	Taxa de alunos que tiveram frequência e/ou notas satisfatórias por escola em cada ano
	Reprovação Escolar	Taxa de alunos que não tiveram frequência e/ou notas satisfatórias por escola em cada ano
	*Abandono Escolar	Taxa de alunos que deixaram de frequentar as aulas por escola em cada ano
Estrutura da Escola	Lab. de Informática	= 1 se existe laboratório de informática na escola, = 0 caso contrário
	Lab. de Ciências	= 1 se existe laboratório de ciências na escola, = 0 caso contrário
	Quadra de Esportes	= 1 se existe quadra de esportes na escola, = 0 caso contrário
	Biblioteca	= 1 se existe biblioteca na escola, = 0 caso contrário
	Entrada do Prédio Adequada	= 1 se o estado de conservação é bom ou regular, = 0 se é inadequado ou inexistente
	Pátio Adequado	= 1 se o estado de conservação é bom ou regular, = 0 se é inadequado ou inexistente
	Corredores Adequados	= 1 se o estado de conservação é bom ou regular, = 0 se é inadequado ou inexistente
	Sala de Aula Adequada	= 1 se o estado de conservação é bom ou regular, = 0 se é inadequado ou inexistente
Densidade e Dependência Escolar	Municipal	= 1 se a escola é municipal, = 0 se a escola é estadual
	Nº de Aluno	Nº de alunos matriculados na escola
Proficiência Escolar	Matemática	Nota média dos participantes em Matemática
	Português	Nota média dos participantes em Língua Portuguesa

Nota – *Abandono escolar, de acordo com o INEP significa a situação em que o aluno se desliga da escola, mas pode retornar no ano seguinte. Diferentemente da evasão escolar, em que o aluno sai da escola e não volta mais para o sistema escolar. Adequado = bom, regular = necessita de pequena reforma, inadequado = necessita de grande reforma.

Fonte – Elaboração própria.

3.2 Modelo *Probit*

Objetiva-se estimar o impacto das UPPs sobre os resultados escolares das escolas que geograficamente sofrem influência das UPPs. Para tal, primeiramente, busca-se identificar as características que afetam a probabilidade de uma escola estar localizada em uma determinada região do Rio de Janeiro, como apresentado na equação 6:

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{se a escola está localizada na área de uma favelas} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6)$$

Em que duas especificações são estimadas. Na primeira, $Y = 1$ caso a escola

esteja localizada até 300 metros³⁰ das áreas de controle das Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs) e $Y = 0$, caso contrário. Na segunda especificação, $Y = 1$ se a escola está localizada até 300 metros de distância de favelas³¹ em Distritos Policiais (DPs) que são vizinhos de DPs que receberam a política de UPPs e $Y = 0$, caso contrário. Portanto, se caracterizando um modelo de resultado discreto, em que a variável a ser explicada pode assumir apenas dois valores mutuamente exclusivos (resultados binários).

Além disso, um conjunto de fatores, como proficiência acadêmica (em matemática e português) e fluxo escolar (aprovação escolar) nos anos de 2007 e 2008, reunidos em um vetor \mathbf{x} , são considerados importantes para explicar essa localização das escolas, de modo que:

$$\begin{aligned} p_i &\equiv \text{Prob}(Y_i = 1 \mid \mathbf{x}) = F(\mathbf{x}_i' \beta) \\ 1 - p_i &\equiv \text{Prob}(Y_i = 0 \mid \mathbf{x}) = 1 - F(\mathbf{x}_i' \beta) \end{aligned} \quad (7)$$

Em que o conjunto de parâmetros β reflete o impacto das mudanças em \mathbf{x} na probabilidade e $0 < p_i < 1$. O subscrito i denota que a probabilidade p varia entre indivíduos em função dos regressores (CAMERON; TRIVEDI, 2005).

3.3 Propensity Score Matching (PSM)

Para estimar o efeito causal das UPPs sobre as escolas da rede pública da região metropolitana do Rio de Janeiro, seria necessário observar e comparar essas mesmas escolas em duas situações distintas no mesmo período: estar em uma área de influência das UPPs (tratada) e estar em uma região de não influência das UPPs (controle). No entanto, não é possível observar simultaneamente essas duas situações ao analisar as escolas tratadas pela política, o que Holland (1986) chama de problema fundamental da inferência causal.

Para encontrar o grupo contrafactual das escolas que sofrem geograficamente influência das UPPs, inicialmente, optou-se por selecionar as escolas públicas localizadas no próprio estado do Rio de Janeiro. Como ilustrado no Mapa C1, apresentado no apêndice deste artigo, as escolas no grupo de potenciais controles estão localizadas no estado do Rio de Janeiro e não podem estar em DPs que receberam a política ou em DPs que não receberam a política mas fazem fronteira com as DPs que receberam a política.

Com essa escolha, o passo seguinte foi identificar as escolas que estão localizadas até 300 metros das UPPs/favelas. Espera-se que sejam escolas mais próximas das UPPs/favelas tenham sido mais impactadas, seja positivamente ou negativamente, pela política. Para essa etapa foi necessário obter a latitude e longitude de cada escola pública

³⁰ Outras distâncias, como 0, 50, 150 e 500 metros, foram testadas. Porém, optou-se por 300 metros.

³¹ Favelas, neste trabalho, são sinônimos para setores subnormais, disponibilizados pelo Censo Demográfico de 2010.

das duas regiões e, através de *buffers*³² de distância, conforme ilustrado no Mapa C2, também apresentado no apêndice, selecionar as escolas por distância das regiões de interesse. Para obter os dados de latitude e longitude foram necessárias informações sobre endereço de cada escola, fornecida pelo INEP para o ano de 2016. Nesse caso, foram mantidas apenas escolas que, estando em DPs tratadas ou DPs vizinhas, possuíam informações sobre nome de rua e número ou CEP e nome da rua.

No entanto, apenas essa seleção não garante que as escolas no grupo de tratadas serão similares em certas características observadas quando comparada as escolas do grupo de controle. Para buscar contornar esse problema, o método de pareamento foi aplicado no conjunto de escolas no raio de 300 metros das áreas de controle UPPs e das favelas. Esse método busca construir um grupo de controle semelhante ao grupo de tratamento em termos de determinadas características observáveis, de tal forma que o único fator que diferencia tais escolas foi o fato de estar ou não em uma região de influência das UPPs (CALIENDO; KOPEINIG, 2008).

A implementação do estimador de pareamento se torna mais complicada diante da dificuldade de se encontrar para uma escola no grupo de tratado, sua contraparte no grupo de controle. Para buscar contornar esse problema, utiliza-se o método *Propensity Score Matching (PSM)* de Rosenbaum e Rubin (1983). Nele, um vetor de características observáveis é utilizado para realizar o pareamento entre o grupo de tratado e controle.

Para estimar o *PSM*, no caso de tratamento binário, estima a probabilidade de uma escola estar ou não no grupo de tratamento a partir de um modelo *Probit*. Porém, além da escolha do modelo, outra questão a ser analisada são as variáveis utilizadas no modelo. Na escolha dessas variáveis, observou-se aquelas que poderiam impactar a probabilidade de uma escola participasse do tratamento ao mesmo tempo que afetassem a variável de resultado (CALIENDO; KOPEINIG, 2008). Por isso, variáveis relacionadas a proficiência acadêmica (em matemática e português) e aprovação escolar, antes do início do tratamento, foram selecionadas para esse propósito.

Por fim, para definir a proximidade do *PSM* das escolas tratadas em relação ao *PSM* das escolas que não estão no grupo de tratamento, uma métrica pré-determinada deve ser escolhida. No presente caso, foi utilizado o método *nearest-neighbor* com um vizinho e utilizando reposição. Além disso, um *caliper* de 0,01 também foi considerado.³³

3.4 *Staggered* Diferença-em-Diferenças (DID)

Com a definição do grupo de controle com similares probabilidades de receberem o tratamento, calculado através do *PSM*, o objetivo da segunda parte é mensurar o

³² Para calcular os *buffers* de distância de cada escola, foi utilizado o *software* Qgis versão 3.4.

³³ Através do *software* estatístico Stata, foi utilizado o comando PSMATCH2 de Leuven e Sianesi (2003) para a estimação dessa primeira parte.

efeito do tratamento nos resultados escolares sobre as escolas na região de UPPs e nas regiões de favelas das DPs vizinhas. Para alcançar esse objetivo, combinou-se o método de pareamento com o método de Diferença-em-Diferenças (DID).

Para aplicar o DID antes é necessário que se tenha o grupo de escolas tratadas e de escolas controles em pelo menos dois períodos: antes e depois do início do tratamento. Portanto, antes da definição do grupo de controle, foi retirado escolas que não apareceriam em dois ou mais anos do período de análise considerado neste trabalho.

Apesar de se considerar o período para pareamento os anos de 2007 e 2008, as escolas podem entrar no tratamento, após 2008, em anos distintos e, portanto, sendo expostas ao tratamento por um período diferente de tempo. Para ilustrar esse caso, a Tabela 7 apresenta o número de escolas que foram tratadas (estavam nas áreas de UPPs) e na vizinhança (estavam nas áreas de favelas em DPs vizinhas) em cada ano. É importante destacar que uma vez que uma escola entra no grupo de tratamento ou de vizinha ela permanece nesse grupo até o fim da análise.

A grande parte das escolas foi tratada entre 2009 e 2013, em que a maior entrada no tratamento ocorreu entre 2009 e 2011. Como estar em uma área vizinha depende do comportamento do tratamento, o mesmo padrão das escolas tratadas foi observado para entrada no grupo de escolas vizinhas.

Tabela 7 – Número de escolas tratadas (áreas de UPPs) e na vizinhança (áreas de favelas em DPs vizinhas) no 5º e 9º ano escolar por ano analisado

	Entrada escolas no tratamento				Entrada escolas na vizinhança			
	5º ano		9º ano		5º ano		9º ano	
Ano	<i>n</i>	%	<i>n</i>	%	<i>n</i>	%	<i>n</i>	%
2007	0	0	0	0	0	0	0	0
2008	0	0	0	0	0	0	0	0
2009	11	19	6	21	31	19	20	27
2011	39	66	17	61	43	66	26	35
2013	54	92	26	93	92	92	65	87
2015	59	100	28	100	102	100	75	100

Nota – A distância escolhida para estimação foi 300 metros. 2007 e 2008 são anos em que a política não tinha se iniciado.

Fonte – Elaboração própria.

Portanto, tem-se um comportamento diferente do método de Diferença-em-Diferenças padrão, em que o período de adoção da política é igual para a todas as unidades. Assim, é aplicado uma abordagem do DID mais flexível, por vezes conhecido como *staggered difference-in-difference approach* (GOODMAN-BACON, 2018), que permite variações

nos períodos do tratamento, conforme a equação 8:

$$y_{i,t} = \alpha + \tau_t + \gamma_i(T_i) + \beta \mathbf{x}_{i,t} + \delta D_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (8)$$

Em que $y_{i,t}$ representa variáveis relacionadas a fluxo escolar (aprovação, reprovação e abandono escolar) para cada escola i e em cada ano t . Além disso, no vetor $\mathbf{x}_{i,t}$ estão as variáveis de controle (relacionadas a estrutura escolar, densidade e dependência escolar), apresentadas na Tabela 6. A variável τ representa o efeito fixo de tempo e γ uma variável binária que assume valor 1, em todos os anos, apenas para o grupo de escolas que foi tratado. A variável binária $D_{i,t}$, indicador que denota se uma escola é ou não tratada no período t , tem o comportamento distinto para cada modelo analisado. A Tabela 8, ilustra cada caso:

Tabela 8 – Modelos estimados e comportamento da variável de interação entre tempo e tratamento (D)

1º Modelo (choque redução da violência)	$D = 1$	Apenas após a ocupação das UPPs para escolas que estão até 300 metros de distância das áreas de controle dessas UPPs
	$D = 0$	Para escolas que não estão em DPs tratadas pela política, que não são vizinhas de DPs tratadas e que foram selecionadas pelo <i>PSM</i>
2º Modelo (choque aumento da violência)	$D = 1$	Apenas após a ocupação das UPPs para escolas que estão até 300 metros de distância das áreas de favelas e que estão localizadas em DPs vizinhas àquelas DPs que receberam essas UPPs
	$D = 0$	Para escolas que não estão em DPs tratadas pela política e foram selecionadas pelo <i>PSM</i>

Fonte – Elaboração própria.

Logo, o coeficiente δ fornece, no primeiro modelo, o impacto da política sobre os resultados escolares daquelas escolas que estão na área de UPPs. No entanto, no segundo modelo, esse coeficiente vai fornecer o impacto das UPPs sobre às escolas que estão em áreas vizinhas às UPPs e que possivelmente receberam um choque de aumento da violência que estava sobre as áreas de UPPs, conforme visto no primeiro artigo desta tese.

4 Resultados e Discussão

4.1 Descritiva

Nesta parte do trabalho o objetivo é analisar os dados descritivos dos três grupos de escolas: i) potenciais tratados; ii) potenciais vizinhos; e, iii) potenciais controles. Como já mencionado, o *buffer* de distância escolhido para escolas em áreas de UPPs e

áreas de favelas em DPs vizinhas, tanto para a análise descritiva como para as estimações econométricas, foi o de 300 metros. No entanto, é possível observar as características selecionadas para os grupos de escolas tratadas e de escolas vizinhas também para as demais distâncias no apêndice deste trabalho (Tabelas B1, B2, B3 e B4).

Na Tabela 9, nota-se que para as variáveis de interesse, aprovação, abandono e reprovação escolar antes da implementação das UPPs (2007 e 2008), as escolas no grupo de controle apresentavam maior problema de fluxo escolar principalmente quando se analisa a reprovação escolar. Pode-se perceber, por exemplo, que a taxa média de reprovação para essas escolas no 9º ano do ensino fundamental chegou a 16,96% em 2008. Taxa essa superior aos 12,48% e 11,56% observados nas escolas em áreas de favelas em DPs vizinhas as DPs que receberam as UPPs e nas escolas em áreas de UPPs, respectivamente.

Quando a análise foca o desempenho escolar, o ano/série escolhido é importante. Para o 5º ano do ensino fundamental as escolas no grupo de controle apresentam, em média, um melhor desempenho em Matemática e em Português quando comparada aos seus pares. No 9º ano, escolas em áreas de controle novamente aparecem com melhor desempenho nessas duas matérias. Ainda com relação ao desempenho escolar, é importante ressaltar a diferença no desempenho em escolas que formam os grupos de *buffers* mais distantes das áreas de favela e/ou das áreas de UPPs. Geralmente, quanto mais distante desses locais maiores as médias escolares tanto em matemática como em português. Fatos que podem indicar uma maior vulnerabilidade dos estudantes que frequentam escolas nas proximidades de favelas/UPPs.

Tabela 9 – Análise descritiva das variáveis relacionadas a escola em 2007 e 2008

Variáveis	Escolas a 300 metros das UPPs				Escolas a 300 metros das favelas em DPs vizinhas				Escolas Controle			
	5º ano		9º ano		5º ano		9º ano		5º ano		9º ano	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Variáveis Dependentes												
Aprovação 2007	93,56	14,56	87,85	14,97	93,39	9,69	83,69	16,45	85,86	12,33	80,16	12,92
Aprovação 2008	93,57	8,18	82,52	14,46	92,07	10,19	81,29	13,51	85,88	11,49	78,40	13,17
Reprovação 2007	4,00	13,51	7,74	10,32	4,62	8,01	9,28	11,56	11,77	10,72	14,78	10,80
Reprovação 2008	3,78	5,97	11,56	10,88	5,58	8,46	12,48	9,94	12,00	10,45	16,96	11,40
Abandono 2007	2,44	4,11	4,41	7,54	2,00	3,93	7,03	9,21	2,37	5,15	5,07	6,95
Abandono 2008	2,65	4,10	5,92	8,36	2,36	4,26	6,23	7,85	2,12	3,91	4,64	6,39
Notas Escolares												
Português	169,11	12,72	223,12	18,28	170,31	11,91	226,92	13,76	178,77	15,49	229,99	15,66
Matemática	185,57	14,07	230,77	15,11	185,79	12,74	232,54	13,39	195,82	18,22	237,62	16,99
Estrutura Escolar												
Laboratório de Informática	51,61	50,38	71,88	45,68	36,19	48,29	57,89	49,70	37,14	48,35	65,08	47,70
Laboratório de Ciências	4,84	21,63	25,00	43,99	3,81	19,23	25,00	43,59	5,36	22,53	24,91	43,27
Quadra de Esportes	48,39	50,38	81,25	39,66	61,90	48,80	82,89	37,91	48,31	50,00	73,84	43,98
Biblioteca	64,52	48,24	75,00	43,99	82,86	37,87	77,63	41,95	64,14	47,99	83,35	37,27
Entrada do Prédio Adequada	98,39	12,70	93,75	24,59	95,24	21,40	96,05	19,60	93,71	24,29	94,12	23,54
Pátio Adequado	87,10	33,80	90,63	29,61	91,43	28,13	92,11	27,14	85,45	35,28	88,24	32,24
Corredores Adequados	90,32	29,81	87,50	33,60	94,29	23,32	94,74	22,48	88,36	32,09	90,86	28,83
Sala de Aula Adequada	93,55	24,77	93,75	24,59	91,43	28,13	97,37	16,11	90,69	29,08	90,24	29,70
Densidade e Dependência Escolar												
Municipal	100,00	0,00	87,50	33,60	97,14	16,74	64,47	48,18	95,81	20,05	47,56	49,97
Nº de Aluno	688,21	305,34	903,16	349,05	704,65	363,25	989,16	370,71	623,16	402,87	964,51	539,02
Nº de Escolas	62		32		105		76		859		799	

Nota – No grupo controle estão as escolas localizadas no estado do Rio de Janeiro que não estão em DPs tratadas pela política ou em DPs vizinhas àquelas que receberam a política.

Fonte – Elaboração própria com dados do Censo Escolar e Prova Brasil em 2007 e 2008.

4.2 Resultados Econométricos

4.2.1 Fatores relacionados a escolas em região de favelas

Nesta subseção o objetivo é analisar variáveis que afetam a probabilidade de uma escola estar no grupo de tratados (especificação “UPP”) ou vizinhos (especificação “Vizinha”), para então calcular o *Propensity Score Matching (PSM)* e formar grupos ainda mais parecidos além da própria proximidade com região de favelas obtida através dos *buffers* de distância. Como já apresentado na seção de metodologia deste trabalho, utiliza-se o modelo de escolha binária *Probit* para calcular as probabilidades.

Para essa estimação, apresentadas na Tabela 10, foram escolhidas variáveis relacionadas à proficiência escolar em 2007 e aprovação dos alunos nos períodos de 2007 e 2008. Na primeira especificação são comparadas escolas em áreas de UPPs *versus* escolas nas áreas de controle, isto é, em DPs que não receberam a política de UPPs e que não estavam localizadas na vizinhança de DPs que receberam a política. Na segunda especificação são comparadas escolas em áreas de favelas localizadas em DPs vizinhas às DPs que receberam as UPPs *versus* escolas em áreas de controle.

Tabela 10 – Resultado do modelo *Probit*

Variáveis	UPP		Vizinha	
	5º ano	9º ano	5º ano	9º ano
Aprovação 2007	0,002** (0,001)	0,002*** (0,001)	0,003** (0,001)	0,001 (0,001)
Aprovação 2008	0,004*** (0,001)	0,000 (0,001)	0,004*** (0,001)	0,000 (0,001)
Português 2007	-0,000 (0,001)	-0,000 (0,001)	-0,001 (0,002)	-0,004*** (0,001)
Matemática 2007	-0,002* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002 (0,002)	0,002 (0,001)
Observações	743	633	1,211	1,061
Pseudo R^2	0,137	0,0723	0,0462	0,0176

Nota – Erros padrão entre parênteses. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. As variáveis explicativas foram obtidas dos anos de 2007 e 2008. Na especificação para o 5º ano foram utilizadas variáveis explicativas referentes apenas ao 5º ano. Da mesma forma, para o 9º ano foram utilizadas variáveis explicativas apenas do 9º ano.

Fonte – Elaboração própria.

Nota-se que as variáveis relacionadas a aprovação, tanto em 2007 como em 2008, aumentam as chances de uma escola estar nas áreas afetadas pela política. Tem-se, por

exemplo, uma maior probabilidade de uma escola estar em uma área de UPP (na primeira especificação) ou de estar, em DPs vizinhas às que receberam as UPPs, em uma área próxima às favelas no Rio de Janeiro (na segunda especificação) quanto maior a taxa de aprovação.

Quando analisado a proficiência dos estudantes, nas duas especificações, observou-se que menores são as chances de uma escola estar em uma área de UPP ou de vizinhança quando maior seu desempenho em Matemática e Português. Apesar dos resultados obtidos, esta parte do trabalho teve como objetivo selecionar um grupo de controle, formado pelas escolas em DPs no estado do Rio de Janeiro, ainda mais parecido com as escolas tratadas direta ou indiretamente pelas UPPs. A subseção seguinte completa esse objetivo.

4.2.2 Análise do Pareamento

A partir dos pareamentos obtidos através das estimações realizadas por meio do modelo *Probit*, foram calculados os *propensity scores* para cada uma das escolas. Esse procedimento foi aplicado para os dois modelos apresentados neste trabalho e, como indicado na metodologia, foi utilizado o método *nearest-neighbor* com um vizinho, com reposição³⁴ e com um *caliper* de 0,01. Através desses *scores*, o primeiro passo foi realizar o pareamento entre as escolas consideradas tratadas (primeiro modelo) e o grupo de potenciais controles para o 5º e 9º anos do ensino fundamental.

Essa primeira etapa pode ser ilustrada através da Figura 7 que apresenta o histograma da distribuição do *propensity score* para o grupo de controle e tratado antes e após o procedimento de pareamento. É notório observar que antes do pareamento os dois grupos apresentam probabilidades bem distintas para tratamento para o 5º e 9º anos.

No caso das escolas no grupo de controle, nota-se que elas apresentam menores probabilidades de participarem do tratamento, em que a maior concentração se dá próximo ao zero. Um cenário diferente é observado nas escolas do grupo de tratados. Essas escolas apresentam probabilidades mais bem distribuídas de participação no tratamento.

³⁴ Optou-se por utilizar o método com reposição pois a amostra de escolas no grupo de controle foi limitada pela proximidade de favelas, o que a reduziu consideravelmente o número de escolas nesse grupo. Desta forma, ao adotar a opção de reposição o impacto esperado sobre a variância das estimações é menor, apesar de se esperar que tal procedimento aumente o viés (OAKES; KAUFMAN, 2017).

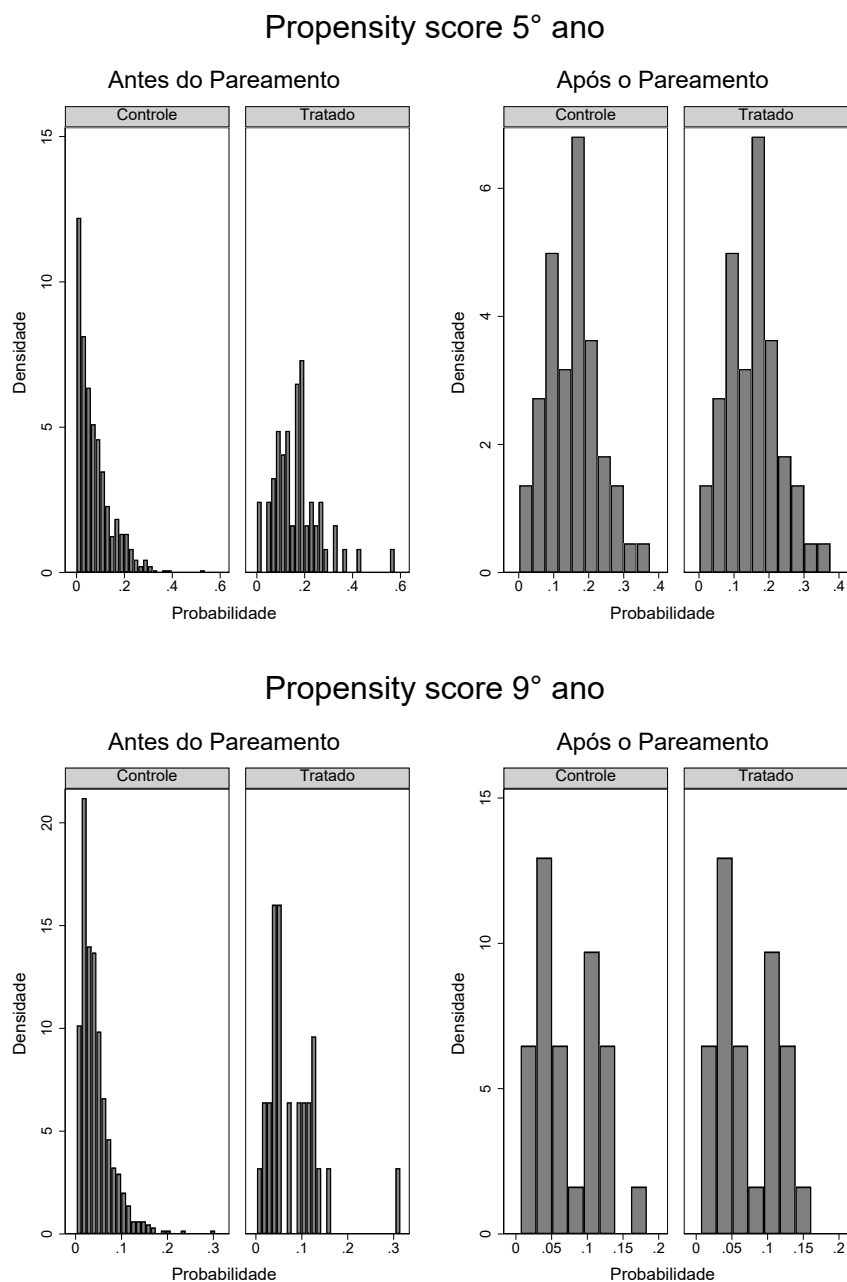


Figura 7 – Histograma do Propensity Score para as escolas tratadas do 5º e 9º anos

Fonte – Elaboração própria.

Após o pareamento, no entanto, a distribuição de probabilidades tanto para o 5º ano como para o 9º ano do ensino fundamental, tornam-se semelhantes, o que permite uma possível validação da hipótese de suporte comum exigida pelo método *PSM*. O segundo passo foi aplicar o mesmo procedimento para as escolas consideradas vizinhas (segundo modelo) e o grupo de potenciais controles para o 5º e 9º anos do ensino fundamental. Através da Figura 8 é possível notar assimetria na distribuição do escore entre os

grupos analisados antes do pareamento.

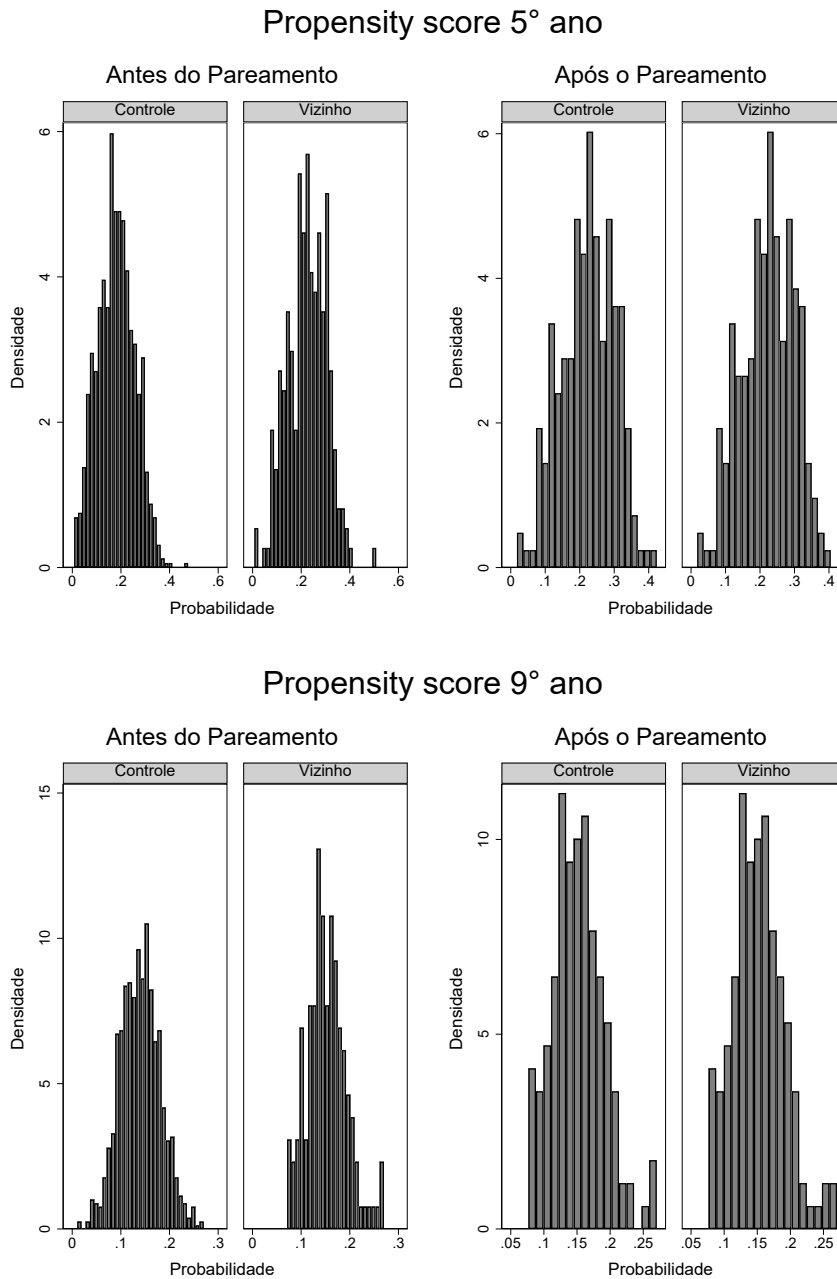


Figura 8 – Histograma do Propensity Score para as escolas vizinhas do 5° e 9° anos

Fonte – Elaboração própria.

De maneira semelhante, o grupo formado por potenciais controles possuem menores probabilidades de participarem do grupo de escolas vizinhas, isto é, de escolas nas proximidades de favelas que estão em DPs vizinhas às DPs que receberam a política de UPPs. Essa conclusão é válida tanto para o 5° ano, como para o 9° ano do ensino fundamental. No entanto, após o pareamento, nota-se uma diminuição nas diferenças da

distribuição de probabilidade.

Além do próprio pareamento, uma checagem das condições de balanceamento, realizado através de teste de média das covariadas utilizadas no pareamento (Tabelas B5 e B6) e uma análise do comportamento do Pseudo R^2 do modelo *Probit* após o pareamento (Tabela e B7), foram realizados e estão apresentados no apêndice deste trabalho. No primeiro caso, após o pareamento, as médias se tornam estatisticamente similares, indicando que o *matching* realizado apresentou um bom balanceamento das covariadas. No segundo, observa-se uma queda do Pseudo R^2 , indicando que as covariadas selecionadas não conseguem mais explicar as diferenças existentes entre o grupo de controle selecionado e de tratamento/vizinho e a probabilidade de participação.

4.2.3 Efeito sobre as escolas nas proximidades das UPP

Após o pareamento o passo seguinte é, através do modelo de Diferença-em-Diferenças, analisar o impacto da política de UPP sobre aprovação, reprovação e abandono escolar nas escolas que estão em áreas de UPPs. A hipótese testada nessa parte do trabalho é que a redução da violência discutida pela literatura e observada nas áreas que receberam a política de UPP reduzem preocupações com a segurança e ameaças à vida dos alunos/professores que frequentam escolas nessas áreas.

Em cada ano escolar duas especificações são estimadas: i) uma estimação sem controle; e ii) outra com controle de características da escola (estrutura, densidade e dependência escolar). O objetivo dessa estratégia é de examinar se os resultados são sensíveis a inclusão desses controles relacionados a estrutura da escola. Na Tabela 11, pode-se notar que a política de UPP apresenta efeito sobre as taxas de aprovação escolar apenas no 9º ano, isto é, sobre os alunos mais velhos analisados neste trabalho.

Tabela 11 – Efeito da instalação de UPPs sobre aprovação nas escolas até 300m de distância da área de UPP

Variável: Aprovação	5° ano		9° ano	
	(1)	(2)	(1)	(2)
δ : Aprovação 5° ano	-0,542 (1,020)	-0,353 (1,050)	-	-
δ : Aprovação 9° ano	-	-	3,298* (1,903)	3,379* (1,749)
Efeito Fixo Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeito Fixo Escola	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Observações	708	708	336	336
R^2	0,045	0,063	0,188	0,234

Nota – Erros padrão entre parênteses. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Os controles usados nas colunas 2 estão relacionados estrutura escolar e densidade e dependência escolar. Essas variáveis são descritas na Tabela 6. O efeito fixo de tempo e de escola são utilizados em todas as estimações.

Fonte – Elaboração própria.

Esse resultado permanece estatisticamente significativo mesmo quando os controles são considerados. Após a política, a taxa de aprovação no 9° ano aumentou em torno de 3% em comparação com o grupo de controle selecionado. Esse efeito estatisticamente positivo sobre alunos mais velhos, mas não claro para os mais jovens, já fora observado no trabalho de Butelli (2015) quando o autor analisou o efeito sobre a proficiência escolar.

Além da variável aprovação, analisa-se o impacto da política de UPP sobre as variáveis reprovação e abandono escolar apresentadas na Tabela 12. Novamente, uma especificação sem e outra com controle é considerada. Nota-se um impacto significativo sobre as taxas de reprovação dos alunos do 9° ano das escolas que estão até 300 metros das áreas de UPP em que novamente os alunos do 5° não são afetados.

Tabela 12 – Efeito da instalação de UPPs sobre reprovação e abandono nas escolas até 300m de distância da área de UPP

Variáveis: Reprovação e Abandono	5° ano		9° ano	
	(1)	(2)	(1)	(2)
δ : Reprovação 5° ano	0,750 (0,969)	0,725 (1,023)	- -	- -
δ : Reprovação 9° ano	- -	- -	-3,363** (1,650)	-3,329* (1,701)
δ : Abandono 5° ano	-0,207 (0,446)	-0,372 (0,433)	- -	- -
δ : Abandono 9° ano	- -	- -	0,065 (1,034)	-0,050 (0,998)
Efeito Fixo Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeito Fixo Escola	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Observações	708	708	336	336

Nota – Erros padrão entre parênteses. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Os controles usados nas colunas 2 estão relacionados estrutura escolar e densidade e dependência escolar. Essas variáveis são descritas na Tabela 6. O efeito fixo de tempo e de escola são utilizados em todas as estimações. R^2 para a especificação que considera a reprovação escolar foi de 0,140 sem controle e 0,153 com controle. No caso do abandono escolar foi de 0,090 e 0,146 para a estimação sem controle e com controle, respectivamente.

Fonte – Elaboração própria.

É possível notar que a política causaria redução de mais de 3% nas taxas de reprovação nessas escolas próximas às áreas de controles das UPPs. Esse resultado não é sensível a inclusão de variáveis controles de estrutura escolar. Uma possível explicação para esse impacto concentrado nos alunos do 9° ano, com idade entre 13 e 15 anos, pode estar no efeito que a política de UPPs teve sobre o tráfico de drogas e seus membros. Carvalho e Soares (2016) apontam que membros de facções estão entre 11 e 24 anos de idade e que a maior parte deles indicam não frequentarem a escola. Logo, com a redução (ou eliminação) do tráfico de drogas nas áreas de controle das UPPs, os mais jovens nessas facções perderiam uma opção aos estudos, que é a entrada no comércio de drogas.

Por fim, também se buscou estimar especificações placebo em que o início da política fosse alterado para períodos diferentes da verdadeira data. A Figura C4, apresentada no apêndice C, indica que o efeito da política é apenas significativo após a verdadeira data de ocupação, tempo zero, e que esse efeito de melhora nas taxas de aprovação para o 9° ano escolar dura por no máximo um período após a ocupação.

4.3 Efeito sobre as escolas nas proximidades de favelas vizinhas às DPs que receberam UPPs

Além do impacto direto que a política de UPP apresentou sobre o fluxo escolar, busca-se verificar se a instalação das UPPs pode ter tido um impacto adverso sobre as escolas nas áreas vizinhas. Observa-se, portanto, que a hipótese testada nessa parte do trabalho é que o aumento exógeno da violência sobre essas regiões vizinhas discutido pela recente literatura, por aumentar as preocupações com a segurança e ameaças à vida daqueles que frequentam as escolas (MONTEIRO; ROCHA, 2017), tenha impactado o fluxo escolar dos alunos.

Novamente, duas especificações, uma estimação com controle, relacionado a estrutura, densidade e dependência escolar, e outra sem controle, são analisadas. Na Tabela 13, pode-se constatar uma inversão dos efeitos, em que agora os estudantes mais novos é que são impactados nas suas taxas de aprovação. Houve uma redução estatisticamente significativa nas taxas de aprovação do 5º ano das escolas que estavam em DPs vizinhas àquelas que receberam as UPPs.

Tabela 13 – Efeito da instalação de UPPs sobre aprovação nas escolas até 300m de distância das favelas vizinhas às UPPs

Variáveis: Aprovação	5º ano		9º ano	
	(1)	(2)	(1)	(2)
δ : Aprovação vizinhos 5º ano	-1,481** (0,703)	-1,502** (0,690)	-	-
δ : Aprovação vizinhos 9º ano	-	-	0,348 (1,135)	0,007 (1,138)
Efeito Fixo Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeito Fixo Escola	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Observações	2,700	2,700	1,788	1,788
R^2	0,024	0,030	0,162	0,179

Nota – Erros padrão entre parênteses. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Os controles usados nas colunas 2 estão relacionados estrutura, densidade e dependência escolar. Essas variáveis são descritas na Tabela 6. O efeito fixo de tempo e de escola são utilizados em todas as estimações.

Fonte – Elaboração própria.

O efeito adverso da instalação das UPPs no 5º ano das escolas em regiões vizinhas apresentou um coeficiente em torno de 1,5%. Esse efeito significativo também foi testado para períodos distintos, conforme a Figura C7 ilustra, em que se nota um impacto adverso da política sobre escolas vizinhas mesmo antes do início das ocupações de DPs mais próximas.

Por fim, a Tabela 14 apresenta o impacto da política sobre duas outras variáveis relacionadas à fluxo escolar: reprovação e abandono escolar. Considerando novamente duas especificações, com e sem controle, os resultados apontam para um efeito adverso da política sobre alunos mais novos, alunos do 5º ano do ensino fundamental, especificamente sobre as taxas de reprovação.

Tabela 14 – Efeito da instalação de UPPs sobre reprovação e abandono nas escolas até 300m de distância das favelas vizinhas às UPPs

Variáveis: Reprovação e Abandono	5º ano		9º ano	
	(1)	(2)	(1)	(2)
δ : Reprovação vizinhos 5º ano	1,717*** (0,620)	1,823*** (0,600)	-	-
δ : Reprovação vizinhos 9º ano	-	-	0,132 (0,927)	0,292 (0,940)
δ : Abandono vizinhos 5º ano	-0,236 (0,281)	-0,320 (0,312)	-	-
δ : Abandono vizinhos 9º ano	-	-	-0,480 (0,639)	-0,299 (0,620)
Efeito Fixo Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim
Efeito Fixo Escola	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Observações	2.700	2.700	1.788	1.788

Nota – Erros padrão entre parênteses. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Os controles usados nas colunas 2 estão relacionados estrutura, densidade e dependência escolar. Essas variáveis são descritas na Tabela 6. O efeito fixo de tempo e de escola são utilizados em todas as estimações. R^2 para a especificação que considera a reprovação escolar foi de 0,110 sem controle e 0,119 com controle. No caso do abandono escolar foi de 0,086 e 0,110 para a estimacão sem controle e com controle, respectivamente.

Fonte – Elaboração própria.

Alunos no 5º ano de escolas até 300 metros de distância de favelas nas vizinhanças das DPs que foram tratadas pela política de UPPs aumentaram suas taxas de reprovação em torno de 2%. Novamente não é verificado efeito da política sobre as taxas de abandono, em que os coeficientes estimados para o 5º e 9º anos do ensino fundamental não foram estatisticamente afetados pela política mesmo quando são consideradas diferentes especificações.

5 Considerações Finais

Esse artigo teve como objetivo investigar o efeito de um choque nas taxas de violência oriundas da política de UPP sobre resultados escolares de escolas em duas regiões:

i) escolas nas proximidades das áreas de controle das UPPs; e ii) escolas nas proximidades das favelas em DPs vizinhas às DPs que receberam a política. Para tal, foram considerados dados de aprovação, reprovação, abandono, fornecidos pela Prova Brasil e Censo Escolar de 2007 a 2015.

Para atingir o objetivo do trabalho foram empregados os métodos de pareamento, para selecionar o grupo de comparação, e de Diferença-em-Diferenças, para verificar o impacto da política. Observa-se que, em geral, um choque nas taxas de violência apresenta efeito sobre o fluxo escolar, mas que dependerá do ano e da variável escolar analisada bem como se o choque é aumento ou de redução da violência.

No choque de redução da violência, escolas em áreas de UPP apresentaram uma melhora nas taxas de aprovação e de reprovação para os alunos do 9º ano do ensino fundamental. No choque de aumento da violência, as escolas em regiões vizinhas foram afetadas negativamente pela política, em que se observou uma piora nas taxas de aprovação e reprovação dos alunos do 5º ano.

Portanto, mesmo que não de maneira geral, um choque sobre a violência pode impactar o fluxo escolar dos alunos brasileiros acarretando, possivelmente, um efeito seguinte sobre a própria violência, como já discutido pela literatura. Desta forma, julga-se importante destacar que políticas públicas que visem reduzir a violência devem ser desenhadas de forma que atenuam ou eliminam seus efeitos adversos sobre regiões vizinhas.

Por fim, é importante também indicar que os impactos dessas políticas sobre as regiões que as recebem não apenas têm efeitos diretos sobre a própria violência, mas também indiretos ao, possivelmente, afetar o ambiente na qual a escola se localiza. Fato que pode ser um dos canais que explique o impacto sobre o fluxo escolar dos estudantes.

APÊNDICE

B. Tabelas

Tabela B1 – Análise descritiva das variáveis por nível de escola para o 5º ano e por diferentes distâncias das UPPs

Variáveis	UPPs		Até 50m		Até 150m		Até 300m		Até 500m	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Variáveis Dependentes (%)										
Aprovação 2007	90,64	20,72	92,98	17,81	93,89	15,06	93,56	14,56	94,27	12,96
Aprovação 2008	92,64	9,64	93,89	8,43	94,43	7,20	93,57	8,18	93,51	7,71
Reprovação 2007	6,24	20,28	4,59	17,24	3,87	14,58	4,00	13,51	3,44	11,78
Reprovação 2008	4,80	7,94	3,84	6,90	3,25	5,93	3,78	5,97	3,77	5,36
Abandono 2007	3,12	4,71	2,44	4,15	2,24	3,64	2,44	4,11	2,29	3,89
Abandono 2008	2,56	4,25	2,26	3,71	2,32	3,34	2,65	4,10	2,73	4,20
Notas Escolares (%)										
Português 5º ano	165,90	13,75	166,87	12,56	169,18	13,04	169,11	12,72	171,36	12,98
Matemática 5º ano	184,59	17,15	184,24	15,06	186,05	14,27	185,57	14,07	187,30	13,62
Estrutura Escolar										
Laboratório de Informática	48,00	50,99	57,14	50,21	52,94	50,41	51,61	50,38	53,57	50,17
Laboratório de Ciências	0,00	0,00	2,86	16,90	3,92	19,60	4,84	21,63	8,33	27,80
Quadra de Esportes	44,00	50,66	48,57	50,71	47,06	50,41	48,39	50,38	50,00	50,30
Biblioteca	40,00	50,00	48,57	50,71	60,78	49,31	64,52	48,24	65,48	47,83
Entrada do Prédio Adequada	100,00	0,00	97,14	16,90	98,04	14,00	98,39	12,70	97,62	15,34
Pátio Adequado	88,00	33,17	85,71	35,50	84,31	36,73	87,10	33,80	86,90	33,94
Corredores Adequados	84,00	37,42	85,71	35,50	88,24	32,54	90,32	29,81	91,67	27,80
Sala de Aula Adequada	92,00	27,69	91,43	28,40	92,16	27,15	93,55	24,77	94,05	23,80
Densidade e Dependência Escolar (%)										
Municipal	100,00	0,00	100,00	0,00	100,00	0,00	100,00	0,00	100,00	0,00
Nº de Aluno	601,88	260,75	656,51	273,70	669,24	299,57	688,21	305,34	702,73	304,81
Nº de Escolas	25		35		51		62		84	

Fonte – Elaboração própria com dados do Censo Escolar e Prova Brasil em 2007.

Tabela B2 – Análise descritiva das variáveis por nível de escola para o 9º ano e por diferentes distâncias das UPPs

Variáveis	UPPs		Até 50m		Até 150m		Até 300m		Até 500m	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Variáveis Dependentes (%)										
Aprovação 2007	85,64	16,52	87,21	15,60	88,28	13,82	87,85	14,97	90,10	13,17
Aprovação 2008	77,6	11,50	79,08	13,66	81,31	12,79	82,52	14,46	83,73	13,28
Reprovação 2007	9,57	12,55	8,36	10,43	7,90	9,50	7,74	10,32	6,51	9,13
Reprovação 2008	15,25	11,28	14,43	12,15	13,09	11,34	11,56	10,88	11,47	10,59
Abandono 2007	4,79	8,66	4,42	8,75	3,82	7,62	4,41	7,54	3,39	6,49
Abandono 2008	7,14	7,41	6,49	8,10	5,60	7,20	5,92	8,36	4,80	7,26
Notas Escolares (%)										
Português 9º ano	213,30	23,26	218,49	21,50	221,67	20,23	223,12	18,28	228,50	18,97
Matemática 9º ano	221,14	18,69	225,99	16,74	229,90	16,37	230,77	15,11	237,03	18,56
Estrutura Escolar										
Laboratório de Informática	70,00	48,30	76,47	43,72	73,91	44,90	71,88	45,68	71,74	45,52
Laboratório de Ciências	10,00	31,62	17,65	39,30	21,74	42,17	25,00	43,99	30,43	46,52
Quadra de Esportes	80,00	42,16	82,35	39,30	82,61	38,76	81,25	39,66	80,43	40,11
Biblioteca	60,00	51,64	70,59	46,97	69,57	47,05	75,00	43,99	78,26	41,70
Entrada do Prédio Adequada	100,00	0,00	94,12	24,25	91,30	28,81	93,75	24,59	95,65	20,62
Pátio Adequado	100,00	0,00	94,12	24,25	86,96	34,44	90,63	29,61	91,30	28,49
Corredores Adequados	100,00	0,00	88,24	33,21	82,61	38,76	87,50	33,60	84,78	36,32
Sala de Aula Adequada	100,00	0,00	94,12	24,25	91,30	28,81	93,75	24,59	89,13	31,47
Densidade e Dependência Escolar (%)										
Municipal	80,00	42,16	82,35	39,30	82,61	38,76	87,50	33,60	91,30	28,49
Nº de Aluno	794,60	271,77	864,76	290,18	894,04	318,16	903,16	349,05	884,33	317,79
Nº de Escolas	10		17		23		32		46	

Fonte – Elaboração própria com dados do Censo Escolar e Prova Brasil em 2007.

Tabela B3 – Análise descritiva das variáveis por nível de escola para o 5º ano e por diferentes distâncias das favelas em DPs vizinhas

Variáveis	Vizinhas		Até 50m		Até 150m		Até 300m		Até 500m	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Variáveis Dependentes (%)										
Aprovação 2007	88,59	16,28	91,25	12,26	92,65	10,31	93,39	9,69	92,94	10,13
Aprovação 2008	87,28	15,32	91,22	11,88	91,29	10,90	92,07	10,19	92,01	10,05
Reprovação 2007	8,01	13,87	6,29	10,59	5,46	8,75	4,62	8,01	4,98	8,09
Reprovação 2008	7,52	9,84	5,59	7,83	6,51	9,16	5,58	8,46	5,55	8,04
Abandono 2007	3,40	6,61	2,46	4,86	1,89	4,20	2,00	3,93	2,07	3,88
Abandono 2008	5,19	7,69	3,19	5,79	2,20	4,20	2,36	4,26	2,44	4,27
Notas Escolares (%)										
Português 5º ano	161,33	14,61	165,23	12,80	168,33	11,47	170,31	11,91	172,13	12,91
Matemática 5º ano	176,11	14,31	180,75	13,69	184,05	12,54	185,79	12,74	187,24	13,18
Estrutura Escolar										
Laboratório de Informática	23,08	43,85	38,46	49,61	38,18	49,03	36,19	48,29	32,52	46,99
Laboratório de Ciências	0,00	0,00	0,00	0,00	1,82	13,48	3,81	19,23	4,91	21,67
Quadra de Esportes	69,23	48,04	65,38	48,52	60,00	49,44	61,90	48,80	63,19	48,38
Biblioteca	92,31	27,74	84,62	36,79	78,18	41,68	82,86	37,87	78,53	41,19
Entrada do Prédio Adequada	92,31	27,74	96,15	19,61	94,55	22,92	95,24	21,40	93,25	25,16
Pátio Adequado	84,62	37,55	88,46	32,58	90,91	29,01	91,43	28,13	88,34	32,19
Corredores Adequados	84,62	37,55	92,31	27,17	94,55	22,92	94,29	23,32	93,87	24,07
Sala de Aula Adequada	76,92	43,85	84,62	36,79	90,91	29,01	91,43	28,13	89,57	30,66
Densidade e Dependência Escolar (%)										
Municipal	84,62	37,55	92,31	27,17	94,55	22,92	97,14	16,74	96,93	17,30
Nº de Aluno	669,54	461,73	739,85	454,25	701,87	391,74	704,65	363,25	708,82	348,46
Nº de Escolas	13		26		55		105		163	

Fonte – Elaboração própria com dados do Censo Escolar e Prova Brasil em 2007.

Tabela B4 – Análise descritiva das variáveis por nível de escola para o 9º ano e por diferentes distâncias das favelas em DPs vizinhas

Variáveis	Vizinhas		Até 50m		Até 150m		Até 300m		Até 500m	
	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.	Média	D.P.
Variáveis Dependentes (%)										
Aprovação 2007	88,59	16,28	91,25	12,26	92,65	10,31	93,39	9,69	92,94	10,13
Aprovação 2008	87,28	15,32	91,22	11,88	91,29	10,90	92,07	10,19	92,01	10,05
Reprovação 2007	8,01	13,87	6,29	10,59	5,46	8,75	4,62	8,01	4,98	8,09
Reprovação 2008	7,52	9,84	5,59	7,83	6,51	9,16	5,58	8,46	5,55	8,04
Abandono 2007	3,40	6,61	2,46	4,86	1,89	4,20	2,00	3,93	2,07	3,88
Abandono 2008	5,19	7,69	3,19	5,79	2,20	4,20	2,36	4,26	2,44	4,27
Notas Escolares (%)										
Português 9º ano	161,33	14,61	165,23	12,80	168,33	11,47	170,31	11,91	172,13	12,91
Matemática 9º ano	176,11	14,31	180,75	13,69	184,05	12,54	185,79	12,74	187,24	13,18
Estrutura Escolar										
Laboratório de Informática	23,08	43,85	38,46	49,61	38,18	49,03	36,19	48,29	32,52	46,99
Laboratório de Ciências	0,00	0,00	0,00	0,00	1,82	13,48	3,81	19,23	4,91	21,67
Quadra de Esportes	69,23	48,04	65,38	48,52	60,00	49,44	61,90	48,80	63,19	48,38
Biblioteca	92,31	27,74	84,62	36,79	78,18	41,68	82,86	37,87	78,53	41,19
Entrada do Prédio Adequada	92,31	27,74	96,15	19,61	94,55	22,92	95,24	21,40	93,25	25,16
Pátio Adequado	84,62	37,55	88,46	32,58	90,91	29,01	91,43	28,13	88,34	32,19
Corredores Adequados	84,62	37,55	92,31	27,17	94,55	22,92	94,29	23,32	93,87	24,07
Sala de Aula Adequada	76,92	43,85	84,62	36,79	90,91	29,01	91,43	28,13	89,57	30,66
Densidade e Dependência Escolar (%)										
Municipal	84,62	37,55	92,31	27,17	94,55	22,92	97,14	16,74	96,93	17,30
Nº de Aluno	669,54	461,73	739,85	454,25	701,87	391,74	704,65	363,25	708,82	348,46
Nº de Escolas	13		26		55		105		163	

Fonte – Elaboração própria com dados do Censo Escolar e Prova Brasil em 2007.

Tabela B5 – Teste de média das variáveis explicativas antes e depois do pareamento para o grupo de tratados e controle para 5° e 9° anos - 2007 e 2008

Variáveis	5° Ano			9° Ano			
	Média		Teste de Média	Média		Teste de Média	
	Tratado	Controle	(P-valor)	Tratado	Controle	(P-valor)	
Aprovação 2007	NP	93,56	86,36	0,00 (***)	86,88	79,26	0,00 (***)
	P	93,40	91,20	0,34	86,41	84,20	0,55
Aprovação 2008	NP	93,57	86,53	0,00 (***)	82,54	77,14	0,03 (**)
	P	93,39	92,92	0,77	82,23	77,74	0,26
Português 2007	NP	185,57	195,46	0,00 (***)	230,66	236,56	0,06 (*)
	P	187,31	184,71	0,22	232,05	229,13	0,43
Matemática 2007	NP	169,11	178,52	0,00 (***)	222,87	229,03	0,04 (**)
	P	170,59	168,64	0,33	224,40	220,27	0,31

Nota – *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$ em que a hipótese nula do teste t (teste de média) é que as médias são iguais. NP e P correspondem a “Não Pareado” e “Pareado”, respectivamente.

Fonte – Elaboração própria.

Tabela B6 – Teste de média das variáveis explicativas antes e depois do pareamento para o grupo de vizinhos e controle para 5° e 9° anos - 2007 e 2008

Variáveis	5° Ano			9° Ano			
	Média		Teste de Média	Média		Teste de Média	
	Vizinho	Controle	(P-valor)	Vizinho	Controle	(P-valor)	
Aprovação 2007	NP	91,26	86,91	0,00 (***)	81,67	80,68	0,41
	P	91,14	90,69	0,66	81,63	82,42	0,62
Aprovação 2008	NP	90,94	86,57	0,00 (***)	78,61	78,25	0,76
	P	90,83	90,81	0,98	78,60	78,31	0,85
Português 2007	NP	190,44	195,04	0,00 (***)	232,88	237,32	0,00 (***)
	P	190,82	190,41	0,79	233,08	233,34	0,87
Matemática 2007	NP	174,55	178,42	0,00 (***)	227,08	229,68	0,06 (***)
	P	174,90	174,20	0,62	227,22	227,38	0,92

Nota – *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$ em que a hipótese nula do teste t (teste de média) é que as médias são iguais. NP e P correspondem a “Não Pareado” e “Pareado”, respectivamente.

Fonte – Elaboração própria.

Tabela B7 – Pseudo R^2 antes e após o pareamento

	UPP		Vizinha	
	5º ano	9º ano	5º ano	9º ano
Antes do pareamento	0,137	0,072	0,046	0,018
Depois do pareamento	0,016	0,031	0,001	0,002

Fonte – Elaboração própria.

C. Figuras

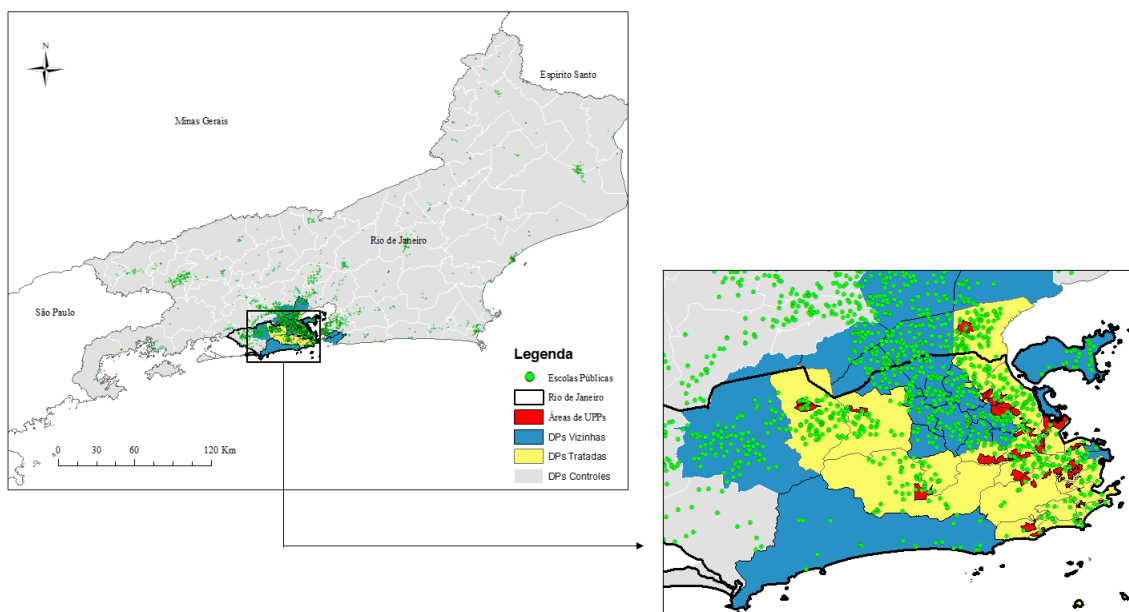


Figura C1 – Estado e cidade do Rio de Janeiro, escolas públicas, Delegacias Policiais tratadas, controles e vizinhas

Fonte – Elaboração própria.

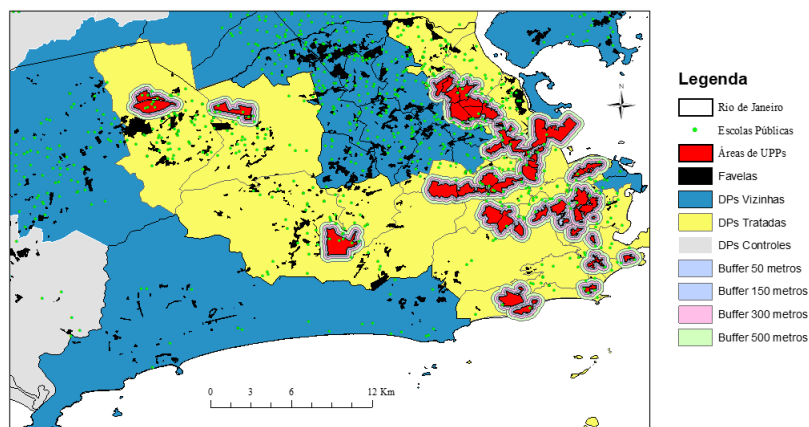


Figura C2 – Escolas públicas no Rio de Janeiro e *buffers* de distâncias das áreas de controle das Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs)

Fonte – Elaboração própria.

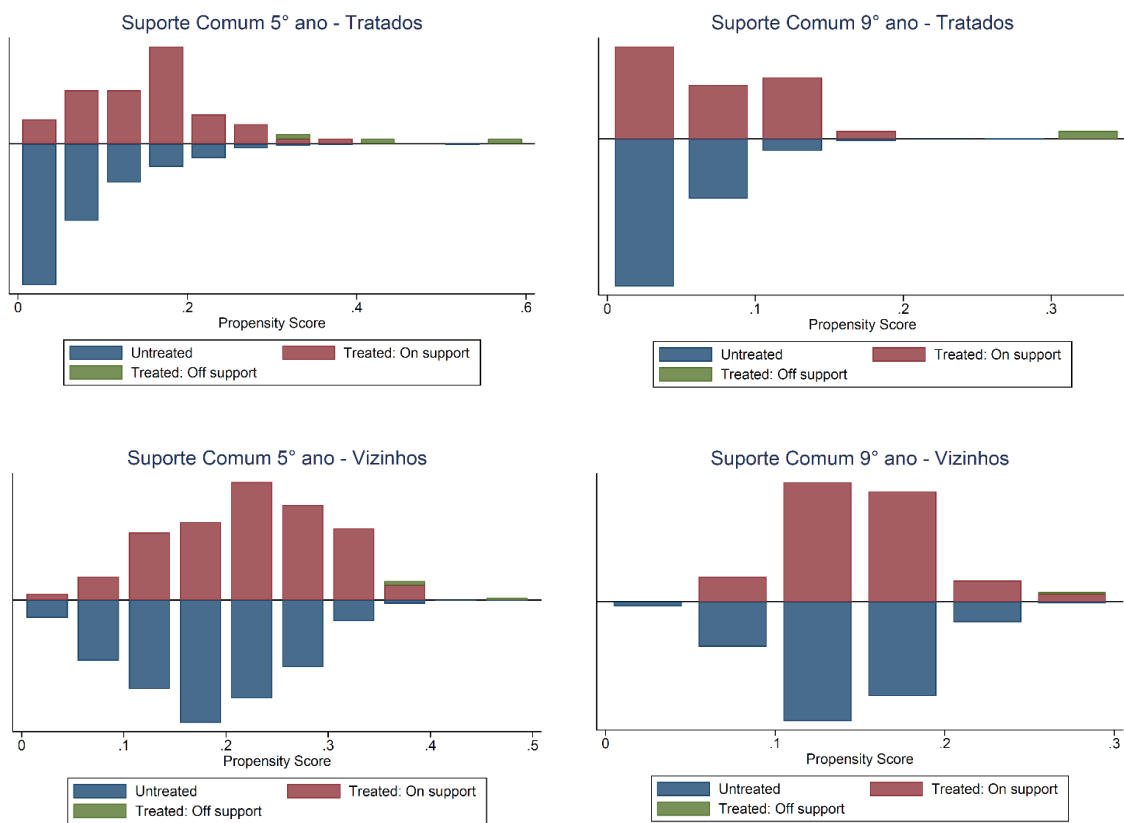


Figura C3 – Distribuição do escore de propensão das escolas tratadas (até 300m de áreas de UPPs) e das escolas vizinhas (até 300m de favelas em DPs vizinhas às que receberam UPPs)

Fonte – Elaboração própria.

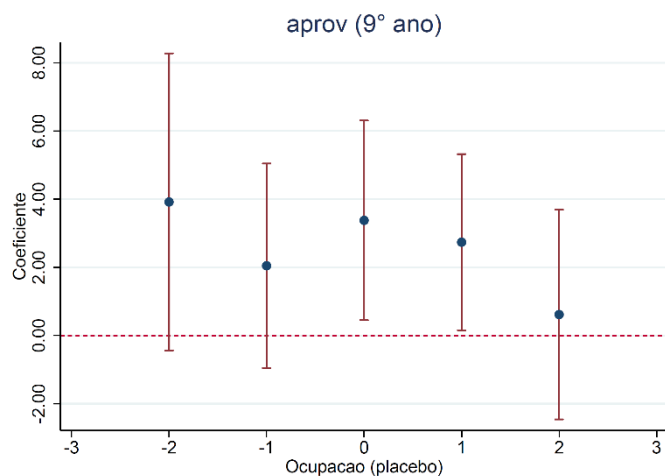


Figura C4 – Relação entre períodos placebo e efeito sobre aprovação escolar no 5º ano nas escolas que estão até 300m das favelas vizinhas as DPs que receberam UPPs

Fonte – Elaboração própria.

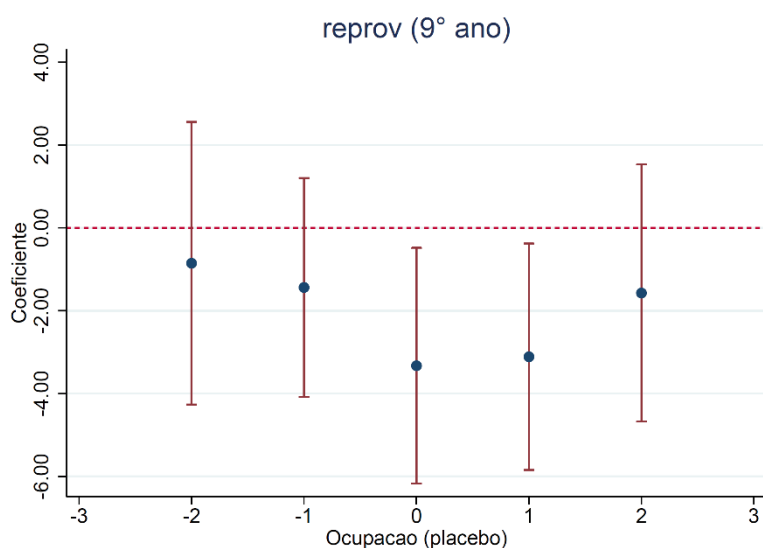


Figura C5 – Relação entre períodos placebo e efeito sobre reprovação escolar no 9º ano nas escolas que estão até 300m das áreas de UPPs

Fonte – Elaboração própria.

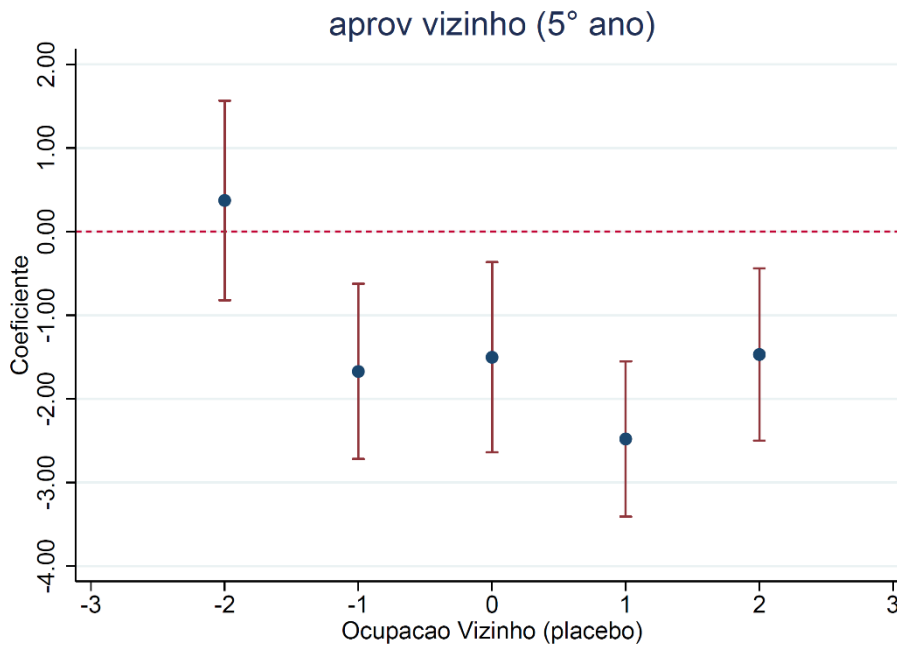


Figura C6 – Relação entre períodos placebo e efeito sobre aprovação escolar no 5º ano nas escolas que estão até 300m das favelas vizinhas as DPs que receberam UPPs

Fonte – Elaboração própria.

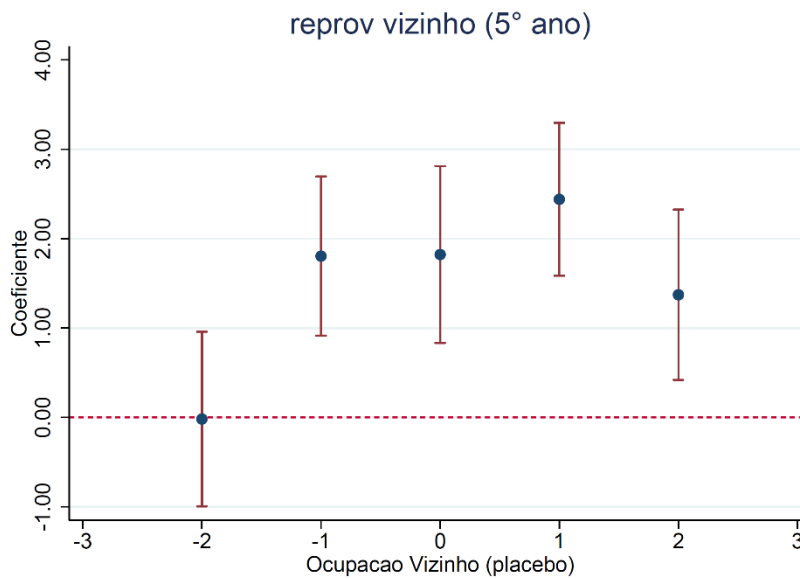


Figura C7 – Relação entre períodos placebo e efeito sobre reprovação escolar no 5º ano nas escolas que estão até 300m das favelas vizinhas as DPs que receberam UPPs

Fonte – Elaboração própria.

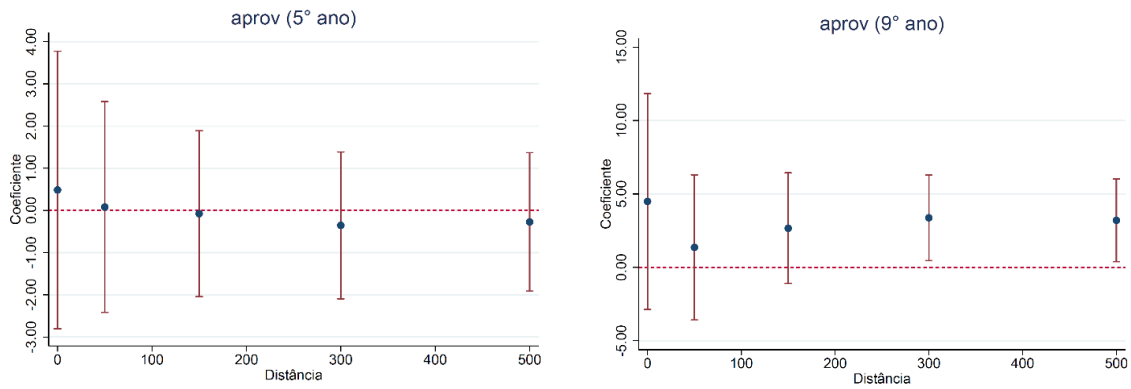


Figura C8 – Relação entre distâncias e efeito sobre aprovação escolar nas escolas que estão nas áreas de UPPs

Fonte – Elaboração própria.

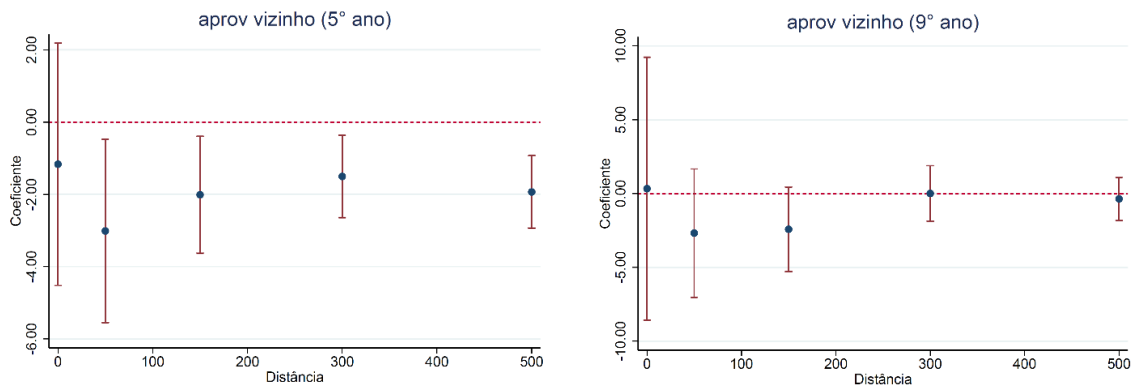


Figura C9 – Relação entre distâncias e efeito sobre aprovação escolar nas escolas que estão nas áreas de favelas vizinhas as DPs que receberam UPPs

Fonte – Elaboração própria.

4 Exposição à Violência e Progressão Escolar: o papel das características socioemocionais como fator protetivo

Resumo

Este artigo tem como objetivo verificar os impactos da exposição à violência em 2012 sobre a progressão escolar de alunos durante 2013 a 2016 considerando suas características socioemocionais como possíveis fatores protetivos/riscos. Foi utilizado uma pesquisa com dados primários de 2.398 alunos dos 4º, 5º e 6º anos do ensino fundamental, em 2012, das escolas públicas e privadas de Sertãozinho (São Paulo). Em 2017, novamente os alunos foram analisados, em que foi possível identificar que a exposição à violência, principalmente aquela relacionada a violência física, aumenta as chances de um aluno não progredir corretamente seus estudos, ou seja, de apresentar atraso escolar. Ao introduzir as características socioemocionais (*Big Five Inventory - BFI*) se notou que altas pontuações em abertura, conscienciosidade e amabilidade, atuam como fatores protetivos na relação entre exposição à violência e atraso escolar. Desta forma, o desenvolvimento dessas características podem minimizar os impactos negativos da exposição à violência sobre resultados escolares.

Palavras-chave: Progressão escolar, violência, características socioemocionais.

Abstract

This article aims to verify the impacts of exposure to violence in 2012 on the school progression of students during 2013 to 2016 considering their socioemotional characteristics as possible risk and protective factors. A survey with primary data of 2,398 students from the 4th, 5th and 6th grades was used in 2012, from public and private schools in Sertãozinho (São Paulo). In 2017, students were again analyzed, in which it was possible to identify that exposure to violence, mainly related to physical violence, increases the chances of a student not progressing correctly in his studies, that is, presenting school failure. When introducing the socioemotional characteristics (Big Five Inventory - BFI) it was noticed that high scores in openness, conscientiousness and agreeableness, act as protective factors in the relationship between exposure to violence and school failure. In this way, the development of these characteristics can minimize the negative impacts of exposure to violence on school results.

Keywords: School progression, violence, socioemotional characteristics.

JEL code: J13, C33, I21

1 Introdução

A exposição à violência entre crianças e adolescentes é um problema que pesquisadores e formuladores de políticas públicas têm buscado entender. Segundo o Relatório Global sobre Violência contra Crianças 2020, desenvolvido pela Organização Mundial da Saúde (OMS), uma em cada duas crianças entre 2 e 17 anos foi exposta à algum tipo de violência pelo menos uma vez durante um ano.³⁵ Por isso, observa-se que pesquisas internacionais, como Programa Internacional de Avaliação de Estudantes (PISA), e pesquisas nacionais, como a Pesquisa Nacional de Saúde do Escolar (PENSE) e a Prova Brasil, por exemplo, inserem em seus questionários socioeconômicos perguntas relacionadas à violência entre crianças e adolescentes.

A motivação por trás do entendimento desse fenômeno está nas possíveis consequências negativas que a exposição à violência pode apresentar sobre os alunos e seus resultados escolares (FRY et al., 2018; DELANEY-BLACK et al., 2002; BOWEN; BOWEN, 1999). O segundo artigo desta tese indicou, por exemplo, que um possível choque de violência em uma região pode impactar as taxas de aprovação e reprovação dos alunos do 5º e 9º anos do ensino fundamental. No entanto, os efeitos da violência não se limitam a reprovação de série, em que, desempenho escolar (SEVERNINI; FIRPO, 2009; GAMA; SCORZAFAVE, 2013) e abandono escolar (MUDEGE; ZULU; IZUGBARA, 2008) são outras variáveis escolares que podem ser afetadas.

Logo, parece importante analisar características dos alunos do ensino básico escolar que podem representar fatores protetivos na relação exposição à violência e piores resultados escolares. A literatura destaca que altos níveis das características socioemocionais podem agir como fatores protetivos em certos resultados envolvendo violência entre crianças e adolescentes (KULIG et al., 2019; TANI et al., 2003). Diante disso, este terceiro artigo adiciona na análise as características socioemocionais (*Big Five Inventory*: conscienciosidade, abertura, extroversão, amabilidade e estabilidade emocional) e busca entender se elas podem reduzir (ou aumentar) os efeitos da exposição à violência sobre o progresso escolar de estudantes da cidade de Sertãozinho, no estado de São Paulo.

Diferentemente do realizado no artigo anterior³⁶, a exposição à violência aqui considerada será aquela relatada pelo próprio aluno, podendo ser direta (quando a própria criança é vitimizada) ou indireta (quando as crianças observam ou ouvem relatos de outros sendo alvos de violência). Além disso, o aluno pode relatar também se a exposição foi a uma violência física ou a uma violência psicológica, independentemente do local que ela ocorreu.

³⁵ Disponível em: <<https://www.who.int/publications/i/item/9789240004191>>. Acesso em 09 out. 2020.

³⁶ No segundo artigo desta tese foi considerado violência em nível região, em que um aluno e/ou a escola poderiam ou não estar sobre efeito dela.

Busca-se analisar a taxa de progressão escolar dos estudantes da cidade de Sertãozinho porque quando comparado a média de outras cidades do Brasil, as escolas de Sertãozinho apresentam números acima da média. Nos últimos três anos de pesquisa realizada pelo Censo Escolar (2017, 2018 e 2019), notou-se que, enquanto as médias de atraso das escolas no estado para escolas na área urbana estavam em torno de 8% para o ensino fundamental e de 12% para o ensino médio, para Sertãozinho essas taxas chegavam a 15% e 22% para o ensino fundamental e médio, respectivamente.

Além disso, segundo dados do DATASUS³⁷, quando observado as taxas de exposição à violência entre as crianças e jovens (0 a 14 anos) nos anos de 2017 e 2018, Sertãozinho se destaca negativamente com valores médios de 106 e 126 casos para cada 100 mil pessoas (nesta faixa de idade) para exposição à violência física e negligência/abandono, respectivamente. Valores superiores à média nacional³⁸ que variaram de 58 e 69 ocorrências para cada 100 mil pessoas para exposição à violência física e negligência e abandono, respectivamente. O que mostra que a cidade além de maiores problemas com a progressão escolar também apresenta maior chance, em média, de ter uma criança ou adolescente exposto algum tipo de situação lesiva à sua própria vida.

Desta forma, o objetivo deste artigo é analisar o impacto da exposição à violência sobre a probabilidade de um aluno em Sertãozinho apresentar um progresso escolar inadequado (ou seja, apresentar atraso escolar) utilizando as características socioemocionais como fatores protetivos (ou de risco) nessa relação. Essa análise é realizada considerando uma base longitudinal primária com 2.398³⁹ alunos que estavam, em 2012, no 4º, 5º ou 6º ano escolar de escolas públicas e privadas da cidade. Em 2017 novamente informações desses alunos foram coletadas em que é possível identificar relatos de violência e características socioemocionais em 2012, a progressão escolar de 2013 a 2016 e características socioeconômicas como sexo, cor, idade do aluno, educação materna, tipo de escola e série escolar.

Este último artigo é estruturado em quatro partes além desta introdução. Tem-se ainda a revisão de literatura, discutida na seção seguinte, a metodologia utilizada, apresentada na terceira seção, a discussão dos resultados, discutida na quarta seção e, por fim as conclusões são apresentadas.

³⁷ Informações obtidas do DATASUS com dados do Ministério da Saúde/SVS - Sistema de Informação de Agravos de Notificação - Sinan Net.

³⁸ A média do estado de São Paulo no período (2017 e 2018) também é relativamente inferior a da cidade de Sertãozinho. Cerca de 75 e 41 casos, para cada 100 mil pessoas, foram registrados no estado para as ocorrências violência física e negligência/abandono, respectivamente.

³⁹ A população total de alunos nos 4º, 5º e 6º anos em Sertãozinho em 2012, segundo o Censo Escolar era de 5.626.

2 Revisão da Literatura

Existe uma clara necessidade de se entender melhor como a exposição à violência afeta os resultados educacionais de crianças e adolescentes (FRY et al., 2018). Um possível canal apresentado na literatura para explicar a piora no desempenho escolar de alunos em ambientes violentos é a frequência escolar (MUDEGE; ZULU; IZUGBARA, 2008; BASCH, 2011; MONTEIRO; ROCHA, 2017). Segundo essa literatura, alunos são mais propensos a evitarem o espaço escolar em caso de ataques e violência. Para Mudege, Zulu e Izugbara (2008), uma das razões para esse comportamento por parte dos alunos é a insegurança que eles sentem ao frequentarem as escolas ou mesmo no trajeto até esses locais.

Uma vez que alunos vítimas de violência possuem maiores chances de não frequentarem corretamente a escola, espera-se que esses fiquem para trás no conteúdo apresentado pelos professores, o que pode levar a reprovação escolar (ROMANO et al., 2015). Uma vez alocado em uma série incorreta para suas idades, esses alunos possuiriam maiores chances de abandonarem a escola, por exemplo (CAIRNS; CAIRNS; NECKERMAN, 1989; GRISSOM; SHEPARD, 1989). Portanto, a violência pode ter um impacto sobre o atraso escolar (maior repetência ou maior abandono escolar) via insegurança que afeta as decisões dos alunos de frequentar ou não o ambiente escolar.

Segundo Borofsky et al. (2013), a exposição à violência pode também estar relacionada aos resultados escolares diante das dificuldades de concentração (PYNOOS; NADER, 1988). Segundo Grogger (1997), diante de um ambiente violento, os estudantes poderiam apresentar dificuldades de se concentrarem nos estudos diante da preocupação de serem futuras vítimas da violência observada. Com menor concentração no conteúdo apresentado pelo professor, menor seria o desempenho escolar esperado dos alunos.

Portanto, nota-se que associações entre exposição à violência e resultados educacionais desfavoráveis estão bem documentadas na literatura (BASCH, 2011). No entanto, pode-se questionar se essa relação pode ser reduzida diante do melhor desenvolvimento das características socioemocionais dos alunos. As características socioemocionais, *Big Five Inventory (BFI)*, apresentadas por John, Srivastava et al. (1999), indicam que as diferenças individuais na personalidade humana podem ser classificadas em cinco domínios socioemocionais: abertura (criatividade, curiosidade), conscienciosidade (autodisciplina, foco), extroversão (interação social), amabilidade (empatia e honestidade) e estabilidade emocional (menor reatividade e maior previsibilidade).

Segundo Kulig et al. (2019), maiores níveis em abertura, conscienciosidade, amabilidade e estabilidade emocional podem representar fatores protetivos contra a exposição à violência (JENSEN-CAMPBELL; MALCOLM, 2007; BOLLMER; HARRIS; MILICH, 2006; TANI et al., 2003). Segundo essa literatura, níveis altos nesses construtos

podem representar indivíduos com melhores ligações pró-sociais e na presença de influências positivas (pais, responsáveis, professores etc.), os protegendo dos possíveis impactos da violência.

Tais características socioemocionais podem apresentar uma relevância direta no presente contexto pois diversos estudos também têm mostrado a importância delas nos resultados escolares (NOFTLE; ROBINS, 2007; DUCKWORTH; SELIGMAN, 2005; WAGERMAN; FUNDER, 2007). Por exemplo, a conscienciosidade é relacionada à confiabilidade e a autorregulação do comportamento e tem sido consistentemente relacionada ao desempenho acadêmico (POROPAT, 2009).

Ademais, amabilidade e estabilidade emocional também apresentariam uma positiva relação com melhor desempenho acadêmico. Crianças com alta amabilidade cumprem mais instruções do professor, se esforçam mais e têm concentração nas tarefas de aprendizagem, melhorando o desempenho escolar (VERMETTEN; LODEWIJKS; VERMUNT, 2001). No caso da estabilidade emocional, ela está associada à autoeficácia, que explicaria os melhores resultados escolares (ROBBINS et al., 2004).

Desta forma, o presente estudo busca analisar a relação entre exposição à diferentes tipos de violência experimentada em 2012 e progressão escolar inadequada observada no período de 2013 a 2016 que é captado na segunda fase da pesquisa utilizada, em 2017. Ademais, faz-se uso das características socioemocionais, captada também em 2012, como possíveis fatores protetivos/risco nessa relação.

3 Metodologia

3.1 Base de dados e variáveis de interesse

Para alcançar o objetivo proposto por esse trabalho foi utilizado dados primários coletados pelo Laboratório de Estudos e Pesquisas em Economia Social (LEPES) de cerca de 4.500 alunos distribuídos em 31 escolas públicas e privadas da cidade de Sertãozinho, São Paulo, em 2012 e 2017.⁴⁰ Do total de estudantes analisados, 3.443 forneceram, além de características socioeconômicas (sexo, idade, cor, composição familiar, educação materna), informações sobre suas experiências com violência e características socioemocionais. Esses 3.443 alunos frequentavam o 4º, 5º e 6º anos do ensino fundamental, com uma média de idade de 11,47 anos em 2012.

Desse subconjunto, foi possível identificar ainda que 2.398 alunos (cerca de 70% da amostra) estavam presentes nas pesquisas realizadas de 2012 e 2017. É a partir dessa

⁴⁰ Além dos 5.626 alunos existentes nas escolas de Sertãozinho em 2012, o Censo Escolar aponta a existência de 36 escolas com a presença de ensino fundamental.

subamostra de 2.398 alunos que as análises descritivas e estimações são realizadas. A construção das variáveis de maior interesse no trabalho, como o atraso escolar (variável dependente), experiência com violência e as características socioemocionais (variáveis explicativas) são apresentadas:

Atraso Escolar: Para a construção da variável de interesse, atraso escolar⁴¹ em 2017, foram necessárias informações sobre idade e ano escolar de cada aluno. Antes, porém, identificou-se os alunos que estavam em atraso escolar na pesquisa de 2012. Para estar em atraso em 2012 o aluno deveria: 1) apresentar pelo menos dois anos acima da idade ideal para o seu ano escolar⁴²; ou 2) responder ter reprovado de ano escolar pelo menos uma vez e estar um ano acima da idade ideal para o seu ano escolar; ou 3) responder ter abandonado a escola pelo menos uma vez e estar um ano acima da idade ideal para o seu ano escolar. Alunos com essas características foram considerados em atraso escolar em 2012 em que o episódio de atraso pode ter ocorrido em qualquer momento antes de 2012. Por fim, essa informação de atraso pré 2012 é utilizada como forma de controle para análise dos determinantes do atraso escolar no período posterior à 2012.

A variável de atraso escolar em 2017 é basicamente construída a partir da progressão escolar do aluno a partir de 2012, sem considerar, à princípio, atrasos observados antes de 2012. Para estar no grupo de atraso escolar em 2017 o aluno que estava no ano escolar $k = 4^{\circ}, 5^{\circ}, 6^{\circ}$ na pesquisa de 2012 deveria estar abaixo do ano escolar $5 + k$ em 2017. A Tabela 15 ilustra, para cada ano escolar considerado, o conjunto de alunos em atraso a partir da métrica aplicada neste trabalho.

No 4° ano escolar, 86,43% dos alunos encontrados em 2017 estavam no ano escolar correto em 2017, ou seja, no 9° ano escolar. Nesse mesmo ano escolar, verifica-se que 13,57% da amostra atrasou pelo menos um ano durante o período após 2012. Valores bem similares foram observados para o 6° ano em que 86,03% dos alunos progrediram corretamente e, complementarmente, 13,97% apresentaram pelo menos um ano de atraso escolar. Pode-se notar também que a amostra de alunos do 5° ano escolar é formada por 89,43% que progrediram corretamente e 10,67% de alunos que ficaram retidos pelo menos um ano escolar.

⁴¹ Para a construção de tal variável a metodologia empregada pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) foi utilizada. Disponível em: <<http://portal.inep.gov.br/documents/186968/484154/Dicion%C3%A1rio+de+Indicadores+Educacionais+f%C3%B3rmulas+de+c%C3%A1lculo/bf7eac55-d33b-42a7-8d54-2d70fa4e24a3?version=1.2>>. Acesso em 21 de jul. 2020.

⁴² Para o 4° ano do Ensino Fundamental, por exemplo, a idade ideal seria 9 anos. Desta forma, alunos de 11 anos ou mais seriam considerados em atraso escolar caso estivessem no 4° ano. Nesse caso, em específico, alunos de 10 anos não estariam em atraso escolar pois, a data de cálculo da idade em 2012 foi 31 de dezembro de 2012. Logo, em algum momento entre 1° de janeiro e 31 de dezembro desse ano ele apresentou a idade ideal para o seu ano escolar.

Tabela 15 – Percentagem de alunos em atraso após o ano de 2012 por ano escolar e total

<i>Status</i>	Anos de Atraso após 2012	Ano Escolar em 2012			Total
		4° ano <i>n</i> = 759	5° ano <i>n</i> = 880	6° ano <i>n</i> = 759	<i>n</i> = 2.398
		%	%	%	%
Sem atraso	0	86,43	89,43	86,03	87,41
Em Atraso	1	11,07	8,07	11,86	12,59
	2	2,11	2,16	1,58	
	3 ou mais	0,40	0,34	0,53	
Total		100%	100%	100%	100%

Nota – “0” anos de atraso caracteriza o aluno que progrediu corretamente do período após 2012. Dessa forma um aluno no ano escolar $k = 4^\circ$ ano na pesquisa de 2012, estaria no ano escolar $5 + k = 9^\circ$ ano na pesquisa de 2017 se esse progrediu corretamente.

Fonte – Elaboração própria.

Por fim, 12,59% tinham repetido pelo menos um ano escolar, independente da série que estava em 2012. Uma vez apresentado a forma de cálculo e uma breve análise descritivas de um aluno em atraso escolar, pode-se analisar, através da Figura 9, como a amostra total, de 3.443 estudantes, evolui entre as pesquisas de 2012 e 2017 (uma descrição mais profunda desses dados é apresentada nas Tabelas D2 e D3, no apêndice).

Nota-se que, quase um terço (27%) dos alunos que estavam na pesquisa realizada em 2012 não estava na série ideal de acordo com as idades e séries relatadas. Desse grupo, que já apresentava problema de fluxo escolar, 10% voltaram a repetir ou abandonar os estudos após 2012, voltando a apresentar atraso escolar na pesquisa de 2017. No entanto, essa porcentagem não é tão distinta quando se analisa os alunos que não apresentavam atraso escolar em 2012 (73% da amostra). Um total de 8% da amostra dos alunos que exibiu fluxo regular no ensino fundamental antes de 2012 apresentou problema na progressão escolar no período de 2013 a 2016.

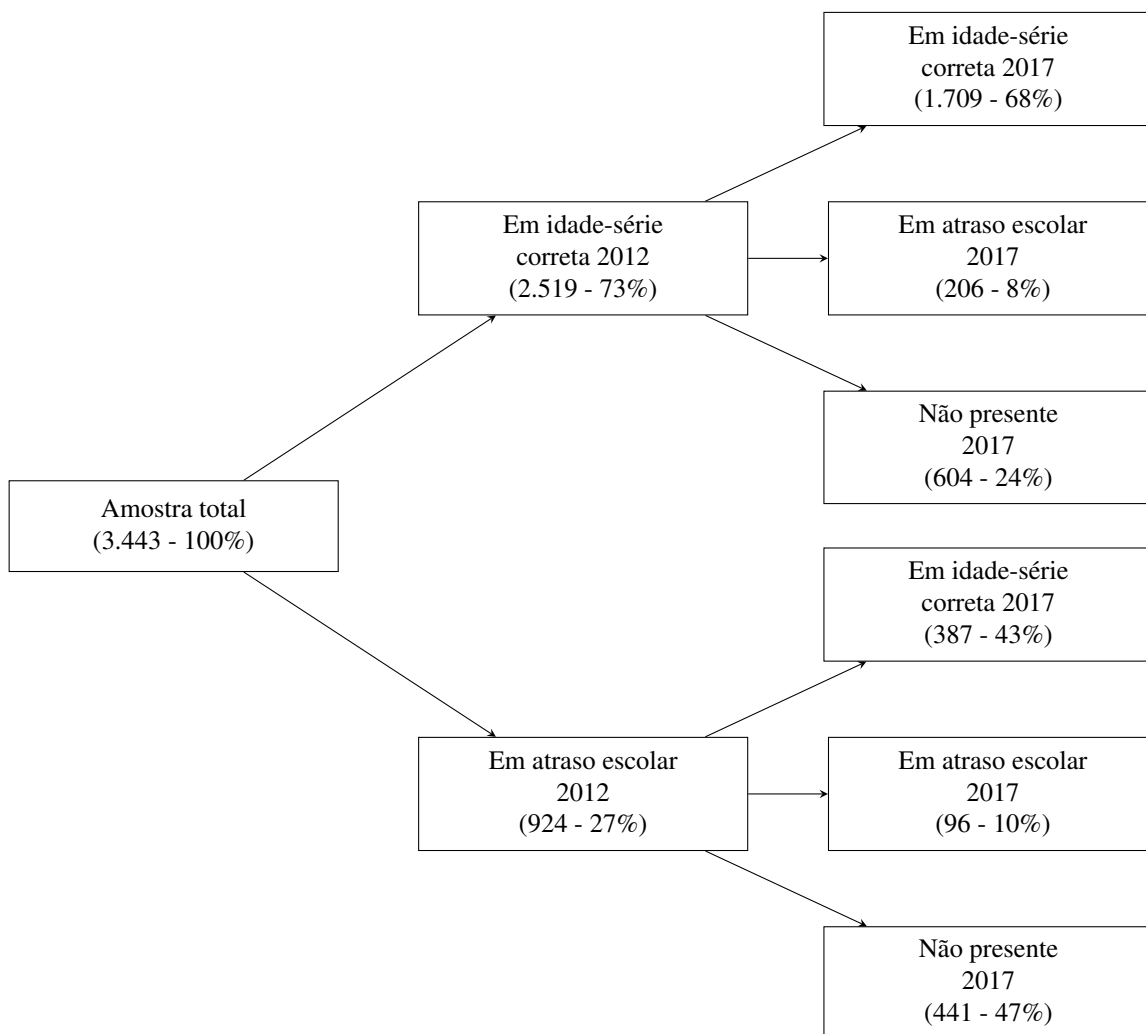


Figura 9 – Divisão da amostra entre estudantes em atraso escolar e estudantes em idade-série correta

Nota – Em atraso escolar em 2012 estão aqueles alunos que estavam dois anos acima da idade ideal para seus anos escolares ou que responderam terem reprovado ou abandonado pelo menos uma vez e estavam um ano acima da idade ideal para o seu ano escolar. Em atraso escolar em 2017 estão os alunos que, em 2012 estavam no ano escolar $k = 4^{\circ}, 5^{\circ}, 6^{\circ}$ e, em 2017, abaixo do ano escolar $5 + k$. Não presentes em 2017 são os alunos que, apesar de presentes na pesquisa de 2012, não estavam na pesquisa de 2017.

Fonte – Elaboração própria.

Uma característica nos dados que merece destaque, no entanto, é observada quando se analisa os alunos que não foram encontrados em 2017. Esses alunos podem ter evadido permanentemente da escola, faltado nos dias da pesquisa ou simplesmente mudado para outra cidade ou estado brasileiro não abarcado pela pesquisa.

Percebe-se que quase 50% dos alunos que estavam em atraso escolar na pesquisa de 2012 não foram encontrados na realizada em 2017. Número bem menor foi observado entre aqueles que não tinham problema de fluxo escolar em 2012. Cerca de 25% dos alunos nesse *status* não foram encontrados na pesquisa realizada em 2017. Por tal razão,

uma análise de atrito, comparando as características dos alunos presentes em 2012 e 2017 e alunos presentes apenas em 2012 é realizada e apresentada na Tabela 16.

Tabela 16 – Análise do atrito entre as coletas realizadas em Sertãozinho - 2012 e 2017

Variáveis Explicativas	Alunos que participaram em 2012 e 2017 (n = 2.398)	Alunos que participaram apenas em 2012 (n = 1.045)	P-valor do teste
Exposição à violência			
Testemunho Psicológico	67,18	69,67	0,15
Testemunho Físico	62,64	68,80	0,00***
Vítima Psicológico	49,54	56,46	0,00***
Vítima Físico	37,86	46,70	0,00***
Carac. Socioemocionais			
Abertura	0,05	-0,11	0,00***
Conscienciosidade	0,05	-0,11	0,00***
Extroversão	0,02	-0,05	0,05**
Amabilidade	0,07	-0,15	0,00***
Estabilidade Emocional	0,03	-0,07	0,01***
Variáveis socioeconômicas			
Idade em 2012	11,27	11,86	0,00***
Homem	47,79	55,98	0,00***
Não Branco	54,25	41,15	0,00***
Educação Mãe Baixa	8,42	10,14	0,10*
Educação Mãe Média	42,20	31,77	0,00***
Educação Mãe Alta	39,70	24,78	0,00***
Educação Mãe Não Sei	4,25	3,92	0,66
Escola Pública	90,87	90,62	0,82
Atraso Escolar pré 2012	20,14	42,20	0,00***

Nota – Além das variáveis apresentadas, o ano escolar que o estudante estava em 2012 também foi considerado nas estimações. Descrição das variáveis socioeconômicas pode ser encontrada na tabela D1, no apêndice. O p-valor reportado é do teste de médias test-t, no qual a hipótese nula é que alunos que participaram ou não das duas pesquisas possuem as mesmas médias em suas características. A diferença de médias das características dos alunos é estatisticamente significativa ao nível de 10% (*), 5% (**) e 1% (***).

Fonte – Elaboração própria.

Em geral, os alunos que estavam presentes apenas na pesquisa de 2012 eram mais expostos à violência, apresentavam menores pontuações médias nas características socioemocionais, eram mais velhos, faziam parte do grupo de homens, não brancos e de filhos de mães com baixas escolaridades e apresentavam maior média de atraso escolar antes de 2012. Logo, não é possível afirmar que os dois grupos não são independentes do *status* de atrito.

Assim, uma parcela de alunos mais vulneráveis com relação à exposição à violência, ao atraso escolar e em características socioemocionais não foi encontrada em 2017. Nesse caso, espera-se que os resultados obtidos neste artigo, diante da hipótese que alunos com menores pontuações médias nas características socioemocionais possuem mecanis-

mos menos eficazes contra o efeito da exposição à violência sobre resultados escolares, estejam subestimados.

Experiência com a violência: para analisar um possível impacto da violência sobre a progressão escolar, quatro tipos de experiências com a violência foram questionados aos alunos das escolas de Sertãozinho em 2012: 1) testemunho de violência psicológica; 2) testemunha de violência física; 3) vítima de violência psicológica; e 4) vítima de violência física. Nota-se, portanto, que nesta pesquisa a exposição à violência pode assumir a forma direta (ou seja, quando a própria criança é vitimizada) ou indireta (ou seja, quando as crianças observam ou ouvem diretamente relatos de membros da família, colegas de escola, vizinhos ou pares sendo alvo de violência).

Essa distinção é importante pois é possível identificar que diferentes formas de violência podem ter impactos divergentes sobre as crianças (FOWLER et al., 2009). A literatura indica que a vitimização direta parece ter consequências mais negativas para as crianças em comparação com a vitimização indireta (PAXTON et al., 2004; SHIELDS et al., 2010). Além disso, espera-se que a violência física apresente maior impacto negativo devido à proximidade com o agressor (LAMBERT et al., 2012).

Assim, para as quatro perguntas o aluno respondeu ter experimentado ou não qualquer um dos tipos de violência nos três meses anteriores à pesquisa. A Tabela 17 apresenta como cada grupo exposto à violência foi construído a partir de variáveis binárias. Ao se considerar experiências vividas até três meses antes da pesquisa, nota-se um intervalo de tempo relativamente menor quando comparado a outros estudos como, por exemplo, em Finkelhor et al. (2015), Finkelhor (2008), Turner et al. (2016) que analisam um intervalo de um ano. Geralmente, esses estudos encontram uma exposição à vitimização entre crianças e adolescentes em torno de 50% a 60%.

Tabela 17 – Construção das variáveis de experiência com violência em 2012

<i>Exposição a diferentes experiências de violência</i>	Testemunho de violência psicológica	1 = se foi testemunha de violência psicológica, 0 = caso contrário;
	Testemunho de violência física	1 = se foi testemunha de violência física, 0 = caso contrário;
	Vítima de violência psicológica	1 = se foi vítima de violência psicológica, 0 = caso contrário;
	Vítima de violência física	1 = se foi vítima de violência física, 0 = caso contrário;

Nota – O grupo de referência é formado por estudantes que não relataram ter sido vítimas ou testemunhas do tipo de violência analisada. Exemplos de violência física: tapa, socos ou chutes. Exemplos de violência psicológica: gritar, xingar, ameaças ou outras ofensas verbais. O aluno reportou sobre experiências com a violência vivenciadas nos últimos três meses.

Fonte – Elaboração própria.

Com essa construção, pode-se identificar a porcentagem de alunos expostos à violência nos últimos três meses no ano de 2012 para a cidade de Sertãozinho. É possível notar, através da Figura 10, que a exposição a violência indireta (testemunho), por exemplo, é mais presente do que a violência direta (vitimização) em que 67,18% e 62,64% dos alunos indicaram terem sido testemunha de violência psicológica ou violência física, respectivamente. Mesmo assim, as porcentagens de alunos que foram diretamente atingidos pela exposição à violência são elevadas. Mais de um terço dos 2.398 estudantes considerados nesta pesquisa relatou ter sido vítima de violência física ou psicológica.

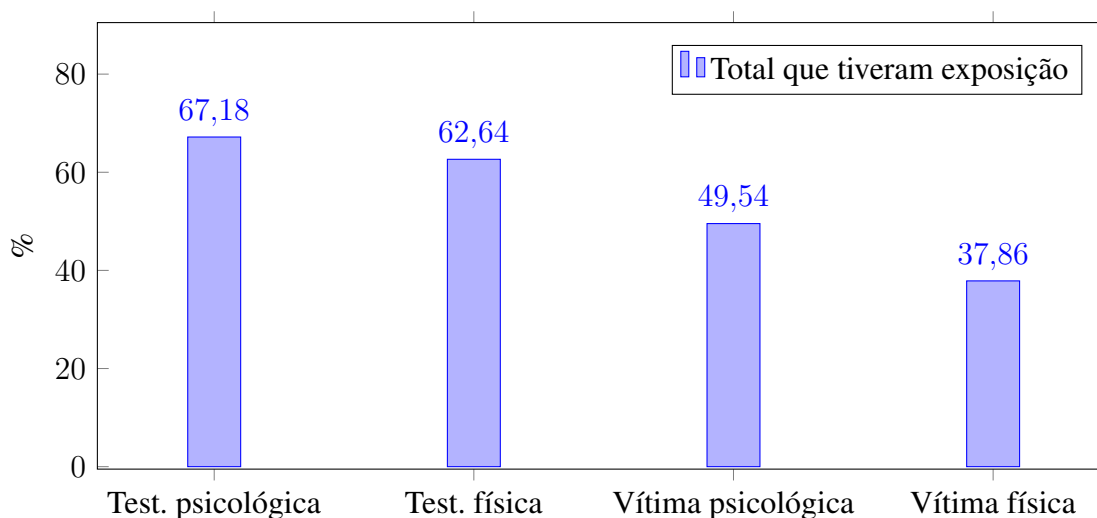


Figura 10 – Porcentagem de alunos expostos à diferentes tipos de violência na cidade de Sertãozinho para o ano de 2012

Fonte – Elaboração própria.

Variáveis socioemocionais: para captar características psicológicas dos estudantes em Sertãozinho foi aplicado o *BFI (Big Five Inventory)* de John, Srivastava et al. (1999). O *BFI* indica que a maior parte das diferenças observadas nas personalidades humanas poderiam ser classificadas em cinco grandes dimensões: Abertura ao Novo, Conscienciosidade, Extroversão, Amabilidade e Estabilidade Emocional.

A Abertura ao Novo estaria relacionada a tendência que uma pessoa teria de ser aberto a novas experiências culturais e intelectuais. Esse seria um construto mais associado com a criatividade (KAUFMAN et al., 2016). Conscienciosidade, o segundo grande grupo analisado, estaria associado a indivíduos mais organizados, determinados e responsáveis, por exemplo. Egan et al. (2017) ainda destacam que a indivíduos com alta conscienciosidade possuem melhor performance no mercado de trabalho uma vez que evitam procrastinação e comportamentos contraproducentes.

Já a Extroversão é o construto ligado àqueles que são orientados para pessoas, com boas iniciativas sociais e que apreciam se conectar com outras pessoas. A Amabilidade

se relaciona com indivíduos com habilidade de tratar seus pares de maneira respeitosa, reconhecendo o certo e perdendo os erros. Junto com Extroversão, a Amabilidade é o construto que exibe a orientação mais positiva em relação a outras pessoas (CARLO et al., 2005).

Por fim, a Estabilidade Emocional⁴³ está relacionada com aqueles que têm a capacidade de se satisfazer com sua vida, ter pensamentos positivos e otimistas, tolerante às frustrações diárias e ter estratégias eficazes para regular sentimentos como emoção, raiva, irritação e ódio. Widiger e Oltmanns (2017) destacam que pessoas com níveis baixos de estabilidade emocional respondem mal ao estresse, interpretam situações comuns como ameaçadoras e podem experimentar pequenas frustrações como situações fortemente devastadoras.

3.2 Modelo proposto

Para alcançar o objetivo deste trabalho o modelo proposto para analisar o efeito de exposição à violência sobre o atraso escolar é o *Logit*. São estimadas 20 especificações: uma para cada característica socioemocional (θ = Abertura ao Novo, Conscienciosidade, Extroversão, Amabilidade e Estabilidade Emocional) e uma para cada tipo de exposição à violência (τ = testemunho de violência psicológica, testemunha de violência física, vítima de violência psicológica e vítima de violência física). A equação (9) ilustra o principal modelo a ser estimado:

$$P(y = 1|SE, VIO, X) = \alpha^{\theta,\tau} + \beta^{\theta,\tau} SE_{i,12} + \delta^{\theta,\tau} VIO_{i,12} + \gamma^{\theta,\tau} (VIO_{i,12} \times SE_{i,12}) + \mu^{\theta,\tau} X_{i,12} + \epsilon_i \quad (9)$$

Em que, para cada i aluno em 2012, $SE_{i,12}$ representa a pontuação, em desvios-padrão, das cinco características socioemocionais; $VIO_{i,12}$ a exposição à violência dos quatro possíveis tipos de violência; e $X_{i,12}$ é o vetor de variáveis de controle (sexo, idade e cor do aluno, educação materna, série escolar, atraso escolar pré 2012 e tipo de escola). É possível notar que um termo de interação, capitado pelo coeficiente γ , também é considerado na estimação. O objetivo, neste caso, é inferir se o possível impacto da exposição à violência na probabilidade de atraso escolar depende da magnitude da característica socioemocional do aluno.

Ao se considerar um modelo não-linear, como é o caso do *Logit*, a interpretação do coeficiente da interação não é similar a modelos de regressão linear (NORTON; WANG; AI, 2004). Para ver isso, considere que a variável atraso escolar é uma função não linear

⁴³ Como realizado por Roberts et al. (2017), o sinal desse construto foi revertido, originalmente classificado como Neuroticismo, para manter o padrão de efeito esperado da experiência com a violência sobre cada construto. Isto é, os efeitos seriam sempre negativos quando experiências com a violência prejudicassem os estudantes.

$F(u)$ do índice de variáveis independentes consideradas no modelo. No caso do modelo *Logit*, $F(u)$ representa uma função de distribuição acumulada logística padrão:

$$F(u) = \frac{1}{1 + e^{-\{\beta SE_{i,12} + \delta VIO_{i,12} + \gamma(VIO_{i,12} \times SE_{i,12}) + \mu X_{i,12}\}}} \quad (10)$$

Em que os subscritos e sobrescritos estão ocultados por conveniência. No caso em que uma das variáveis da interação é binária e a outra é contínua, o que ocorre no presente caso, o efeito de interação é a diferença discreta (em relação a VIO) da única derivada (em relação a SE): $\frac{\Delta(\partial F(u)/\partial SE)}{\Delta VIO}$. O primeiro termo, $\partial F(u)/\partial SE$, pode ser definido como:

$$f(u) = \partial F(u)/\partial SE = (\beta + \gamma VIO) \left\{ F[\beta SE + \delta VIO + \gamma(VIO \times SE) + \mu X] \times [1 - F[\beta SE + \delta VIO + \gamma(VIO \times SE) + \mu X]] \right\} \quad (11)$$

De (11), pode-se obter a diferença discreta com relação a variável exposição à violência, apresentada na equação (12):

$$\frac{\Delta f(u)}{\Delta VIO} = (\beta + \gamma) \left\{ F[(\beta + \gamma)SE + \delta + \mu X] \times [1 - F[(\beta + \gamma)SE + \delta + \mu X]] \right\} - \beta \left\{ F[\beta SE + \mu X] \times [1 - F[\beta SE + \mu X]] \right\} \quad (12)$$

Logo, o coeficiente no termo de interação, γ , não fornece a mudança no efeito parcial se a função for não linear, em que o efeito de interação irá depender de todas as variáveis consideradas no modelo (GREENE, 2010). Ademais, os erros-padrão dos efeitos parciais podem ser calculados usando o método Delta (DAVIDSON; MACKINNON, 2003).

4 Resultados e Discussão

4.1 Descritiva

Diante das informações coletadas é possível analisar as características dos alunos de Sertãozinho em 2012 por grupos que apresentam ou não atraso escolar em 2017. Através da Tabela 18 se nota que alunos com problema de atraso escolar em 2017 indicaram ter maior exposição à violência na pesquisa realizada em 2012, principalmente quando

relacionado à vitimização física. A prevalência de alunos expostos à vitimização física, por exemplo, é maior no grupo com atraso escolar em 2017 (50,33%) do que no grupo sem atraso escolar em 2017 (36,07%).

Ao analisar as características socioemocionais, o mesmo padrão pode ser identificado, em que menores pontuações em abertura, conscienciosidade, extroversão, amabilidade e estabilidade emocional eram observados em 2012 para alunos que vieram a ter problemas com a progressão escolar durante o período 2013 a 2016, ou seja, atraso escolar em 2017.

Com relação as características socioeconômicas, como sexo, cor, educação materna, tipo de escola e atrasos escolares anteriores, nota-se também que o grupo de alunos que vieram a apresentar problema na progressão escolar após 2012 era representado, em geral, por alunos do sexo masculino, não brancos, com mães com educação baixa, de escolas públicas e que já tinham problema de atraso escolar.

Tabela 18 – Descrição das variáveis por total e por *status* de atraso escolar após 2012

Variáveis	Total (n = 2.398)	Status de atraso escolar após 2012		P-valor do teste
		Com atraso (n = 302)	Sem atraso (n = 2.096)	
Exposição à violência				
Testemunho Psicológico	67,18	70,86	66,65	0,15
Testemunho Físico	62,64	71,52	61,35	0,00***
Vítima Psicológico	49,54	53,97	48,90	0,10*
Vítima Físico	37,86	50,33	36,07	0,00***
Carac. Socioemocionais				
Abertura	0,00	-0,31	0,04	0,00***
Conscienciosidade	0,00	-0,44	0,06	0,00***
Extroversão	0,00	-0,05	0,01	0,35
Amabilidade	0,00	-0,35	0,05	0,00***
Estabilidade Emocional	0,00	-0,11	0,02	0,05**
Variáveis socioeconômicas				
Idade em 2012	11,27	11,45	11,25	0,00***
Homem	47,79	58,94	46,18	0,00***
Não Branco	54,25	62,25	53,10	0,00***
Educação Mãe Baixa	8,42	10,26	8,16	0,22
Educação Mãe Média	42,20	46,36	41,60	0,12
Educação Mãe Alta	39,70	32,12	40,79	0,00***
Educação Mãe Não Sei	4,25	4,97	4,15	0,51
Escola Pública	90,87	94,70	90,31	0,01***
Atraso Escolar pré 2012	20,14	31,79	18,46	0,00***

Nota – Além das variáveis apresentadas, o ano escolar que o estudante estava em 2012 também foi considerado nas estimações. Descrição das variáveis socioeconômicas pode ser encontrada na tabela D1, no apêndice. O p-valor reportado é do teste de médias test-t, no qual a hipótese nula é que alunos que apresentaram ou não atraso após 2012 possuem as mesmas médias em suas características. A diferença de médias das características dos alunos é estatisticamente significativa ao nível de 10% (*), 5% (***) e 1% (***).

Fonte – Elaboração própria.

Também é possível observar, através da Figura 11, como as características socioemocionais das crianças em 2012 se comportam diante da exposição à diferentes tipos de violência vivenciadas até três meses antes. Observa-se uma forte associação entre as características socioemocionais das crianças e a exposição à violência, principalmente ao analisar exposição à vitimização física. Além disso, nota-se maior diferença entre características socioemocionais diante de grupos expostos e não expostos em amabilidade, conscienciosidade e estabilidade emocional conforme observado pela literatura (BOLLMER; HARRIS; MILICH, 2006; GLASØ et al., 2007). A correlação entre cada uma das cinco características socioemocionais e os quatro tipos de exposição à violência também pode ser encontrada na Tabela D4, apresentada no apêndice deste artigo.

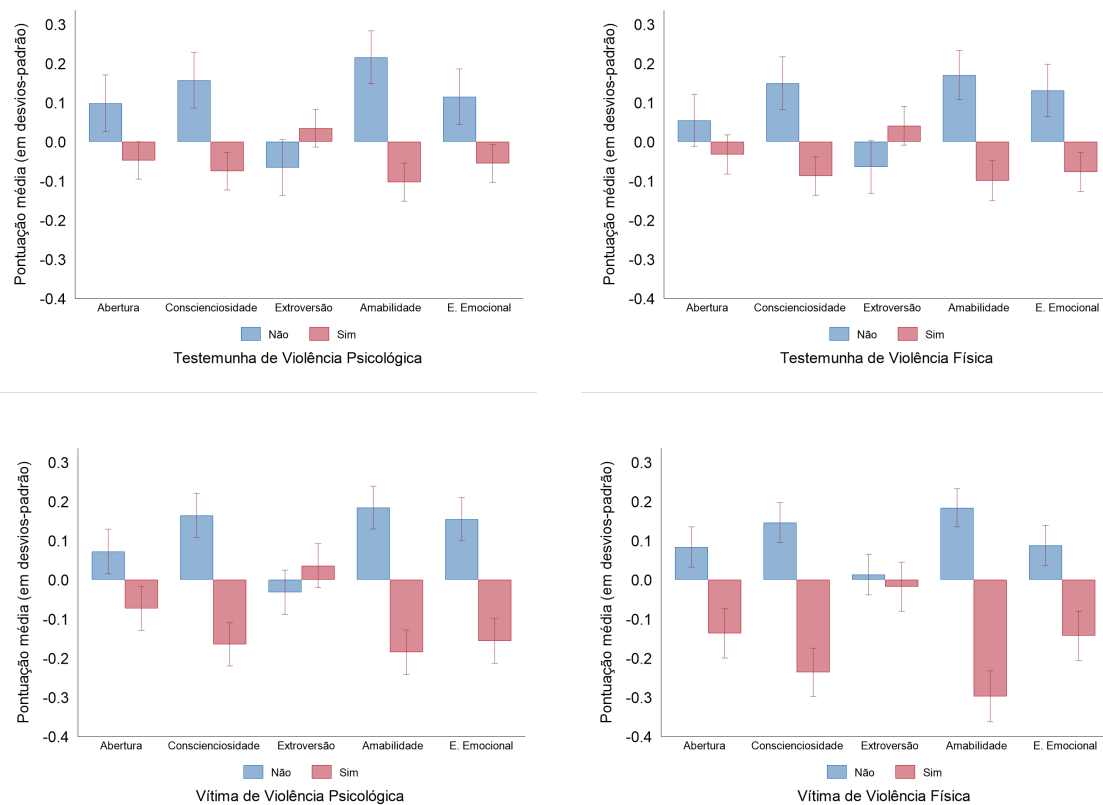


Figura 11 – Relações analisadas entre exposição à violência e características socioemocionais por estudante exposto e não exposto à violência

Fonte – Elaboração própria.

4.2 Resultados Econométricos

Nesta parte do trabalho, as estimações da relação entre exposição à violência, características socioemocionais e atraso escolar são apresentadas em 20 diferentes especificações (uma para cada característica socioemocional e uma para cada tipo de exposição à violência). O primeiro objetivo, neste caso, é observar se os resultados são sensíveis a diferentes tipos de violência, conforme discutido pela literatura (FOWLER et al., 2009; PAXTON et al., 2004; SHIELDS et al., 2010; LAMBERT et al., 2012). Além disso, busca-se evitar incluir variáveis correlacionadas nas mesmas estimações, como ocorre com cada uma das cinco características socioemocionais (a Tabela D5, no apêndice, apresenta a correlação entre as características socioemocionais).

Nas colunas 1, 3, 5 e 7 das tabelas a seguir são considerados, além da exposição à violência e da característica socioemocional, variáveis de controle, como: características do aluno (sexo, idade e cor), a educação materna, a série escolar, atraso escolar pré 2012 e tipo de escola (pública ou privada). Nas colunas 2, 4, 6 e 8, além das variáveis já consideradas, é adicionado o termo de interação entre exposição à violência e a característica

socioemocional específica. A primeira característica socioemocional analisada é abertura ao novo (Tabela 19). Verifica-se que, em geral, estudantes que apresentavam maiores pontuações média nesse construto em 2012 possuem menores chances de apresentarem problema de fluxo escolar durante o período de 2013 a 2016. Esse fato foi observado principalmente ao se controlar por vitimização psicológica (especificações 5 e 6) e vitimização física (especificações 7 e 8).

Tabela 19 – Modelo *Logit* para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e **Abertura** em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar

Variáveis explicativas	Testemunha Psicológica		Testemunha Física		Vítima Psicológica		Vítima Física	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Abertura	-0,28*** (0,07)	-0,11 (0,11)	-0,28*** (0,07)	-0,08 (0,11)	-0,28*** (0,07)	-0,25*** (0,09)	-0,27*** (0,07)	-0,17* (0,09)
Exposição à violência	0,11 (0,14)	0,06 (0,14)	0,36*** (0,14)	0,30** (0,14)	0,12 (0,13)	0,11 (0,13)	0,43*** (0,13)	0,38*** (0,14)
Intercepto	-2,69** (1,36)	-2,70** (1,36)	-2,92** (1,36)	-2,91** (1,38)	-2,67** (1,35)	-2,67** (1,35)	-2,79** (1,34)	-2,84** (1,36)
Controles	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Interação	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Pseudo R^2	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
χ^2	82,34	88,44	84,81	96,65	83,52	84,18	93,37	101,66

Nota – Entre parênteses estão os erros-padrão. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Os controles utilizados estão relacionados a características do aluno (sexo, idade e cor), educação materna, série escolar, atraso escolar pré 2012 e tipo de escola (pública ou privada) e estão apresentados na Tabela D1. O termo de interação, refere-se a interação entre exposição à violência e abertura. Nas colunas 1 e 2 a exposição à violência é focada no testemunho à violência psicológica, nas 3 e 4, no testemunho à violência física, nas 5 e 6, na vitimização psicológica e, nas 7 e 8, na vitimização física. $N = 2.398$ para todas as regressões.

Fonte – Elaboração própria.

Observa-se também que, mesmo controlando pela pontuação média de abertura ao novo dos alunos, a exposição à violência física, através do testemunho ou da vitimização, aumenta as chances de atraso escolar, característica que foi robusta mesmo após a inclusão dos termos de interação.

A inclusão da interação, que no presente caso é representado pela interação entre exposição à violência e a abertura, não pode ser interpretado diretamente, como discutido por Ai e Norton (2003). Porém, é possível identificar que, no caso de estudantes que relataram serem testemunhas de violência psicológica ou testemunhas de violência física, incluir a interação retira a significância da exposição a esses tipos de violência sobre a probabilidade de atraso escolar.

Ao considerar a conscienciosidade, através da Tabela 20, novamente se nota que

características socioemocionais são importantes para explicar menores probabilidades de atraso escolar. Em todas as especificações analisadas, alunos com maiores pontuações médias em conscienciosidade apresentam menores chances de atraso escolar. Como destacado por Sorić, Penezić e Burić (2017), indivíduos com alta pontuação em conscienciosidade são predispostos a serem exigentes, bem organizados, diligentes, responsáveis, disciplinados e focados.

Logo, espera-se que esses apresentem melhores desempenhos acadêmicos, contribuindo para o melhor fluxo escolar. De fato, a literatura aponta a conscienciosidade como o construto que apresenta a relação mais forte e consistente com resultados escolares (O'CONNOR; PAUNONEN, 2007). Quando analisado a exposição à violência, novamente apenas exposição envolvendo violência física parece afetar a probabilidade de atraso escolar entre os estudantes de Sertãozinho.

Tabela 20 – Modelo *Logit* para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e **Conscienciosidade** em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar

Variáveis explicativas	Testemunha Psicológica		Testemunha Física		Vítima Psicológica		Vítima Física	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Conscienc.	-0,46*** (0,07)	-0,37*** (0,11)	-0,45*** (0,07)	-0,37*** (0,11)	-0,46*** (0,07)	-0,51*** (0,09)	-0,44*** (0,07)	-0,32*** (0,08)
Exposição à violência	0,04 (0,14)	0,00 (0,14)	0,28** (0,14)	0,25* (0,14)	0,02 (0,13)	0,05 (0,14)	0,34*** (0,13)	0,23 (0,15)
Intercepto	-2,41* (1,33)	-2,35* (1,34)	-2,62** (1,34)	-2,62* (1,35)	-2,39* (1,33)	-2,41* (1,34)	-2,53* (1,32)	-2,58* (1,34)
Controles	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Interação	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Pseudo R^2	0,06	0,06	0,07	0,07	0,06	0,06	0,07	0,07
χ^2	113,83	115,84	114,39	117,52	114,01	113,39	118,47	128,63

Nota – Entre parênteses estão os erros-padrão. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Os controles utilizados estão relacionados a características do aluno (sexo, idade e cor), educação materna, série escolar, atraso escolar pré 2012 e tipo de escola (pública ou privada) e estão apresentados na Tabela D1. O termo de interação, refere-se a interação entre exposição à violência e conscienciosidade. Nas colunas 1 e 2 a exposição à violência é focada no testemunho à violência psicológica, nas 3 e 4, no testemunho à violência física, nas 5 e 6, na vitimização psicológica e, nas 7 e 8, na vitimização física. $N = 2.398$ para todas as regressões.

Fonte – Elaboração própria.

Ao considerar o termo de interação entre exposição à violência e conscienciosidade na estimação o impacto que era estatisticamente significativo da exposição à vitimização de violência física sobre maior probabilidade de atraso escolar perde seu efeito. Parte dele pode estar sendo capturado agora pela interação.

O terceiro construto analisado é a extroversão (Tabela 21). Diferentemente das características socioemocionais anteriormente estudadas, maiores pontuações médias em extroversão não reduz a probabilidade de um aluno apresentar atraso escolar. O'Connor e Paunonen (2007) constatam que os resultados da relação entre extroversão e resultados escolares podem ser controversos. De fato, os autores, ao realizar uma revisão profunda da literatura afirmam que a maior parte dos estudos não conseguiram encontrar uma associação significativa de resultados acadêmicos e extroversão.

Tabela 21 – Modelo Logit para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e **Extroversão** em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar

Variáveis explicativas	Testemunha Psicológica		Testemunha Física		Vítima Psicológica		Vítima Física	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Extroversão	-0,01 (0,06)	0,03 (0,11)	-0,02 (0,06)	0,07 (0,11)	-0,01 (0,06)	-0,05 (0,09)	-0,01 (0,06)	-0,05 (0,08)
Exposição à violência	0,13 (0,14)	0,13 (0,14)	0,37*** (0,14)	0,36*** (0,14)	0,15 (0,13)	0,15 (0,13)	0,47*** (0,13)	0,47*** (0,13)
Intercepto	-2,97** (1,33)	-2,97** (1,33)	-3,18** (1,34)	-3,21** (1,34)	-2,93** (1,33)	-2,93** (1,33)	-3,02** (1,32)	-3,00** (1,31)
Controles	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Interação	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Pseudo R^2	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
χ^2	67,49	68,65	72,14	74,65	69,39	69,09	82,89	82,73

Nota – Entre parênteses estão os erros-padrão. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Os controles utilizados estão relacionados a características do aluno (sexo, idade e cor), educação materna, série escolar, atraso escolar pré 2012 e tipo de escola (pública ou privada) e estão apresentados na Tabela D1. O termo de interação, refere-se a interação entre exposição à violência e extroversão. Nas colunas 1 e 2 a exposição à violência é focada no testemunho à violência psicológica, nas 3 e 4, no testemunho à violência física, nas 5 e 6, na vitimização psicológica e, nas 7 e 8, na vitimização física. N = 2.398 para todas as regressões.

Fonte – Elaboração própria.

Apesar da não significância estatística na característica socioemocional analisada, a exposição à violência física, seja esta através do testemunho ou da vitimização, continua aumentando as chances de atraso escolar mesmo ao controlar pela extroversão desses alunos. Na Tabela 22 a característica socioemocional amabilidade é analisada. Como no caso da conscienciosidade, essa característica parece importante para reduzir as chances de atraso escolar dos estudantes em Sertãozinho mesmo controlando por episódios de violência e características socioeconômicas. Segundo Bidjerano e Dai (2007), a literatura consistentemente indica que a conscienciosidade e a amabilidade são positivamente associadas a diferentes aspectos da aprendizagem autorregulada e desempenho acadêmico, o

que pode contribuir para a melhora no progresso escolar dos estudantes.

Tabela 22 – Modelo *Logit* para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e **Amabilidade** em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar

Variáveis explicativas	Testemunha Psicológica		Testemunha Física		Vítima Psicológica		Vítima Física	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Amabilidade	-0,32*** (0,07)	-0,21* (0,12)	-0,31*** (0,07)	-0,24* (0,12)	-0,32*** (0,07)	-0,30*** (0,09)	-0,29*** (0,07)	-0,20** (0,09)
Exposição à violência	0,04 (0,14)	0,02 (0,14)	0,30** (0,14)	0,29** (0,14)	0,04 (0,13)	0,04 (0,13)	0,35*** (0,13)	0,30** (0,14)
Intercepto	-2,67** (1,35)	-2,68** (1,36)	-2,88** (1,35)	-2,88** (1,36)	-2,66** (1,34)	-2,67** (1,34)	-2,77** (1,33)	-2,78** (1,35)
Controles	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Interação	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Pseudo R^2	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,06
χ^2	88,75	90,26	90,28	92,44	89,03	89,21	95,09	100,92

Nota – Entre parênteses estão os erros-padrão. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Os controles utilizados estão relacionados a características do aluno (sexo, idade e cor), educação materna, série escolar, atraso escolar pré 2012 e tipo de escola (pública ou privada) e estão apresentados na Tabela D1. O termo de interação, refere-se a interação entre exposição à violência e amabilidade. Nas colunas 1 e 2 a exposição à violência é focada no testemunho à violência psicológica, nas 3 e 4, no testemunho à violência física, nas 5 e 6, na vitimização psicológica e, nas 7 e 8, na vitimização física. N = 2.398 para todas as regressões.

Fonte – Elaboração própria.

Por fim, ainda é possível analisar a importância da estabilidade emocional, último construto analisado no *BFI*, no atraso escolar. Neste caso, como a Tabela 23 ilustra, maiores pontuações médias de estabilidade emocional reduzem as chances de atraso escolar quando controlado por exposição à violência psicológica. Ao controlar por exposição à violência física, não se nota impacto estatisticamente significativo sobre o atraso escolar entre alunos com maiores pontuações em estabilidade emocional.

Com relação à exposição a violência, os resultados se mantêm, em que apenas exposição à violência física apresenta efeito estatisticamente significativo sobre a probabilidade de atraso escolar. Essa relação significativa concentrada entre exposição à violência física e atraso escolar tinha sido observada por Sherr et al. (2016). Os autores encontraram que, para crianças entre 4 e 13 anos, estar exposto a qualquer tipo de violência física reduzia em 40% as chances de um aluno estar na idade-série correta. Fato que não foi observado quando se analisou a exposição à violência psicológica.

Tabela 23 – Modelo *Logit* para análise da relação entre atraso escolar, exposição à violência e **Estabilidade Emocional** em Sertãozinho (SP) – variável dependente: atraso escolar

Variáveis explicativas	Testemunha Psicológica		Testemunha Física		Vítima Psicológica		Vítima Física	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Est. Emocional	-0,11* (0,06)	-0,18* (0,10)	-0,10* (0,06)	-0,15 (0,09)	-0,11* (0,06)	-0,30*** (0,09)	-0,09 (0,06)	-0,09 (0,08)
Exposição à violência	0,12 (0,14)	0,12 (0,14)	0,35** (0,14)	0,35** (0,14)	0,11 (0,13)	0,14 (0,13)	0,44*** (0,13)	0,44*** (0,13)
Intercepto	-2,88** (1,34)	-2,85** (1,34)	-3,10** (1,34)	-3,07** (1,34)	-2,84** (1,33)	-2,77** (1,34)	-2,95** (1,32)	-2,95** (1,32)
Controles	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Interação	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Pseudo R^2	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
χ^2	68,82	69,76	72,99	73,00	70,75	78,60	83,68	83,65

Nota – Entre parênteses estão os erros-padrão. *** $p < 0, 01$, ** $p < 0, 05$, * $p < 0, 10$. Os controles utilizados estão relacionados a características do aluno (sexo, idade e cor), educação materna, série escolar, atraso escolar pré 2012 e tipo de escola (pública ou privada) e estão apresentados na Tabela D1. O termo de interação, refere-se a interação entre exposição à violência e estabilidade emocional. Nas colunas 1 e 2 a exposição à violência é focada no testemunho à violência psicológica, nas 3 e 4, no testemunho à violência física, nas 5 e 6, na vitimização psicológica e, nas 7 e 8, na vitimização física. N = 2.398 para todas as regressões.

Fonte – Elaboração própria.

Diante dos resultados, nota-se uma associação mais robusta das características socioemocionais abertura, conscienciosidade e amabilidade com a menor probabilidade de atraso escolar. De acordo com Bidjerano e Dai (2007), associações positivas desses três construtos com componentes de aprendizagem autorregulada (por exemplo, persistência, aprendizagem metódica e analítica, abordagem profunda à aprendizagem) têm mais suporte teórico e empírico, enquanto as associações de extroversão e estabilidade emocional com esses componentes são mais complexas.

Na próxima subseção, analisa-se os efeitos interação sobre a probabilidade de atraso escolar. Neste caso, o objetivo é identificar se as características socioemocionais podem representar fatores de protetivos na relação exposição à violência e atraso escolar. Nesta análise, o foco estará sobre a exposição a violência física, que foi o tipo de violência que apresentou maior consistência de impacto sobre maiores chances de atraso escolar.

4.3 Efeito interação: características socioemocionais e exposição à violência física

Como constatado por Kulig et al. (2019), as características socioemocionais podem representar fatores protetivos em determinadas relações envolvendo exposição à violência. Desta forma, nesta parte do trabalho, o objetivo é analisar o efeito interação da exposição à violência física e características socioemocionais sobre a probabilidade de atraso escolar. Mais especificadamente, são apresentados os efeitos marginais de estar em grupos expostos à violência física em diferentes pontuações médias dos construtos analisados.

A primeira análise, apresentada na Figura 12, é focada na exposição a testemunho de violência física. Para menores pontuações de abertura, conscienciosidade, extroversão e amabilidade, maior é o impacto percebido sobre a probabilidade de atraso escolar de um aluno exposto a testemunho de violência física. Nota-se, por exemplo, que no caso de abertura, estar exposto à violência aumenta em cerca de 10 pontos percentuais as chances de atraso escolar para alunos com as menores pontuações nessa característica.

Observa-se ainda, que nessas quatro características, apresentar uma maior pontuação implica em efeito não estatisticamente significativo da exposição à violência sobre o atraso. Isto é, maiores níveis nessas características socioemocionais são geralmente fatores protetivos contra os efeitos da violência sobre resultados escolares. Com relação a estabilidade emocional, o impacto da exposição à testemunho de violência física permanece constante entre os diferentes grupos de alunos (com alta e baixa pontuação em estabilidade emocional). Portanto, esse construto não apresenta resultados relevantes como fator de risco ou protetivo na relação exposição à violência e atraso escolar.

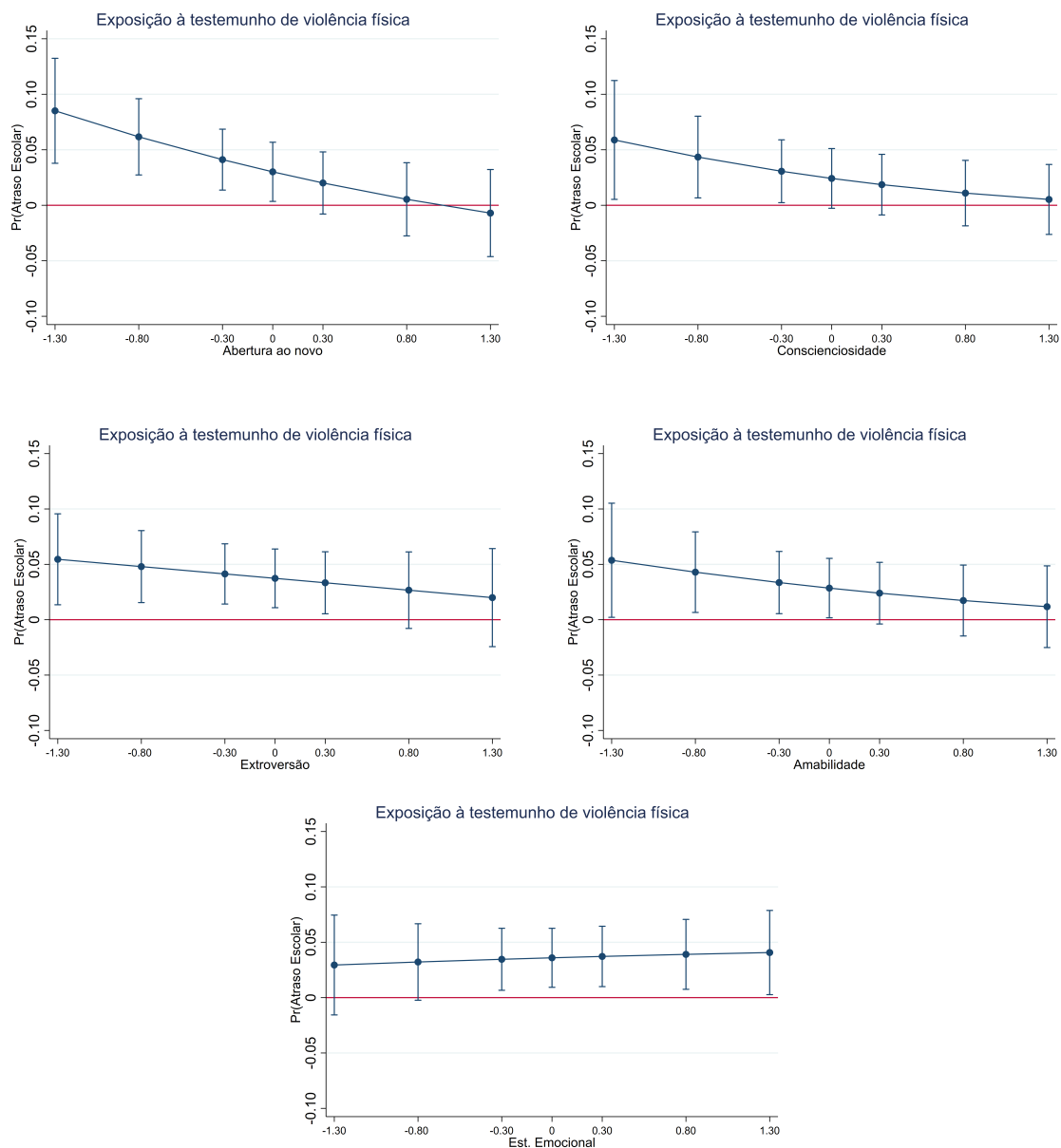


Figura 12 – Efeitos marginais da exposição à testemunho de violência física, para diferentes médias das características socioemocionais, na probabilidade de atraso escolar

Nota – Intervalos de confiança de 95%. Erro padrão estimado através do método-Delta. N = 2.398.

Fonte – Elaboração própria.

A Figura 13 apresenta a segunda análise, em que se foca na exposição a vitimização de violência física. Neste caso, em geral, ser vítima de violência física aumentam as chances de atraso escolar para crianças com menores pontuações nas características socioemocionais. Em média, os estudantes que apresentarem as menores médias em abertura, conscienciosidade e amabilidade, apresentam um aumento em cerca de 7 pontos percentuais

tuais nas chances de atraso escolar.

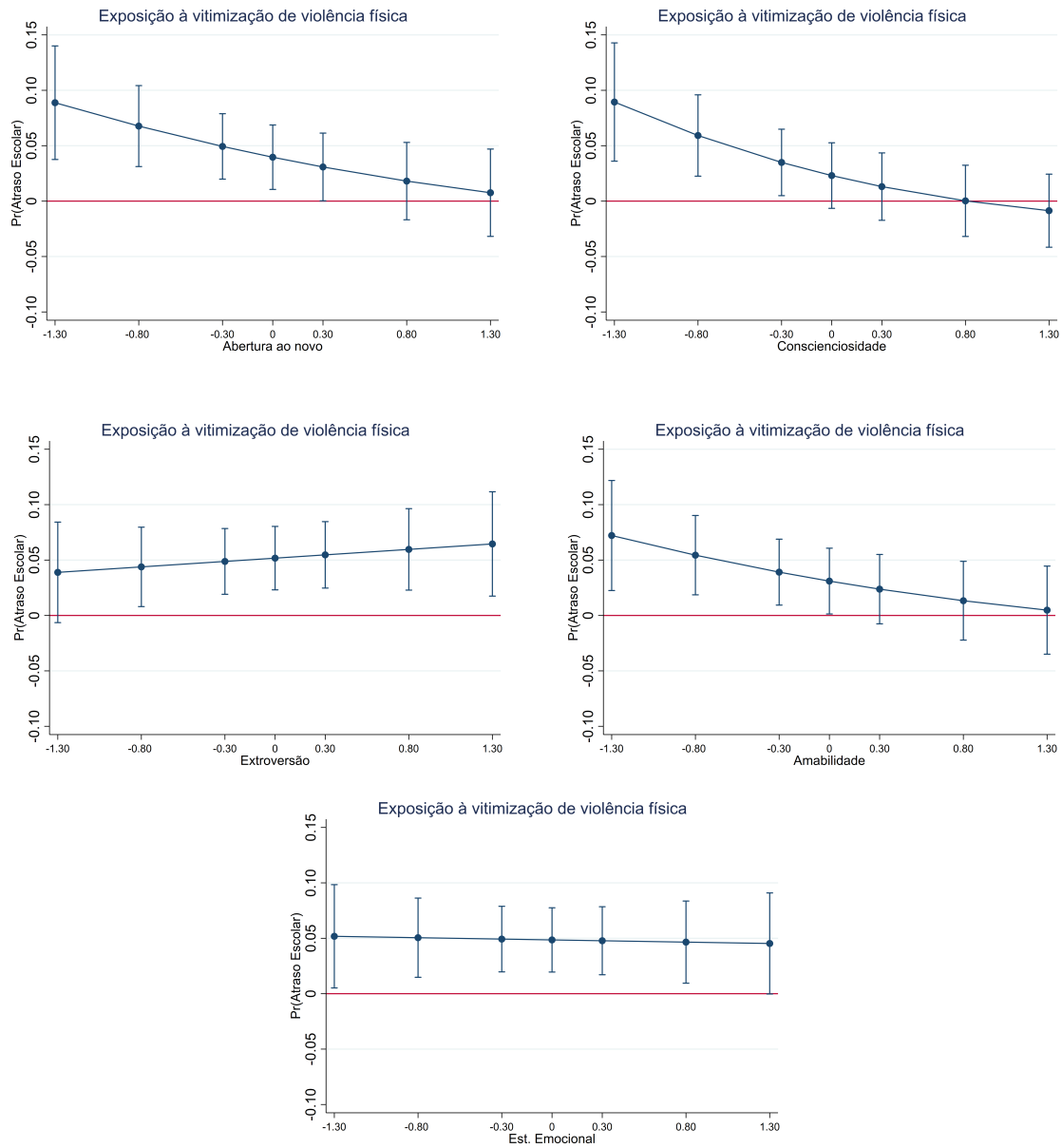


Figura 13 – Efeitos marginais da exposição à vitimização de violência física, para diferentes médias das características socioemocionais

Nota – Intervalos de confiança de 95%. Erro padrão estimado através do método-Delta. N = 2.398.

Fonte – Elaboração própria.

No caso de extroversão e estabilidade emocional os resultados são contraintuitivos. No primeiro caso, pontuações maiores implicam em maiores chances de atraso escolar diante da exposição à vitimização física. De qualquer modo, no caso da abertura, conscienciosidade e amabilidade, é possível observar que o impacto de uma exposição à vitimização física se torna não estatisticamente significativo para grupos com maio-

res pontuações, indicando que novamente as características socioemocionais podem ser fatores protetivos com relação à exposição a violência e o atraso escolar.

5 Considerações Finais

O último artigo desta tese teve como objetivo analisar se exposição à violência impactaria o progresso adequado do aluno e se características socioemocionais poderiam representar fatores protetivos nessa relação. Para atingir esse objetivo, foram utilizados dados de uma base primária longitudinal coletada em 2012 e 2017 dos alunos de Sertãozinho (São Paulo).

Com respeito a exposição à violência foram utilizadas quatro possíveis experiências que o aluno poderia relatar em 2012: 1) testemunho de violência psicológica; 2) testemunho de violência física; 3) vítima de violência psicológica; e 4) vítima de violência física. No caso das características socioemocionais, foram abordados cinco construtos do *Big Five*, como abertura ao novo, conscienciosidade, extroversão, amabilidade e estabilidade emocional.

Com essas informações coletadas foi possível identificar que alunos que reportaram estar expostos à violência física, o que poderia envolver testemunho ou vitimização, apresentaram maiores chances de atraso escolar em 2017, mesmo controlando por suas características socioemocionais e socioeconômicas. Encontrou-se, também, que esse efeito se torna estatisticamente não significativo para crianças com altos níveis de abertura, conscienciosidade e amabilidade, porém potencializado quando analisado grupos com menores níveis dessas características.

Logo, parece provável que exposição à violência, principalmente física, reduza as chances de um aluno progredir corretamente nos seus estudos. No entanto, características socioemocionais podem ser utilizadas como fatores protetivos que reduzam o impacto da exposição à violência. Desta forma, formadores de políticas podem desenhar estratégias que não apenas reduzam a exposição a violência entre os alunos brasileiros, mas contribua para o desenvolvimento de características, uma vez que elas podem mitigar seus efeitos.

APÊNDICE

D. Tabelas

Tabela D1 – Descrição das variáveis de controles utilizadas nos modelos

Variáveis	Descrição das variáveis
<i>Características físicas</i>	Idade em 2012 = contínua: idade em meses em 2012
	Homem = 1 se homem, = 0 caso contrário
	Não Branco = 1 se estudante se autodeclarou negro, pardo ou indígena = 0 caso contrário
<i>Educação Materna</i>	Educação Mãe Baixa = 0 se nunca estudou ou ensino fundamental incompleto = 0 caso contrário
	Educação Mãe Média = 1 se ensino fundamental completo e ensino médio incompleto, = 0 caso contrário
	Educação Mãe Alta = 1 se ensino médio completo ou ensino superior, = 0 caso contrário
	Educação Mãe Não Sei = 1 se não sabe escolaridade da mãe, = 0 caso contrário
<i>Característica Escola, ano escolar e atraso escolar anterior</i>	Escola Pública em 2012 = 1 se o estudante estava em uma escola pública em 2012, = 0 caso contrário
	Atraso Escolar pré 2012 = 1 se o estudante estava na série incorreta para sua idade em 2012 = 0 caso contrário

Nota – Além das variáveis apresentadas, o ano escolar que o estudante estava em 2012 também foi considerado nas estimações.

Fonte – Elaboração própria.

Tabela D2 – Distribuição dos alunos segundo status, considerando os alunos não encontrados em 2017

Status em 2012	<i>n</i>	%	Status pós 2012	<i>n</i>	%
Sem atraso pré 2012	2.519	73,16	Sem atraso pós 2012	1.709	67,84
			Com atraso pós 2012	206	8,18
			Não encontrado em 2017	604	23,98
Com atraso pré 2012	924	26,84	Sem atraso pós 2012	387	41,88
			Com atraso pós 2012	96	10,39
			Não encontrado em 2017	441	47,73
Geral	3.443	100%	Sem atraso pós 2012	2.096	60,88
			Com atraso pós 2012	302	8,77
			Não encontrado em 2017	1.045	30,35

Fonte – Elaboração própria.

Tabela D3 – Distribuição dos alunos segundo *status*, sem considerar os alunos não encontrados em 2017

<i>Status</i> em 2012	<i>n</i>	%	<i>Status</i> pós 2012	<i>n</i>	%
Sem atraso pré 2012	1.915	79,86	Sem atraso pós 2012	1709	89,24
			Com atraso pós 2012	206	10,76
Com atraso pré 2012	483	20,14	Sem atraso pós 2012	387	80,12
			Com atraso pós 2012	96	19,88
Geral	2.398	100%	Sem atraso pós 2012	2096	87,41
			Com atraso pós 2012	302	12,59

Fonte – Elaboração própria.

Tabela D4 – Características Socioemocionais entre grupos expostos ou não a um determinado tipo de violência

Variáveis Socioemocionais	Testemunho Psicológico			Testemunho Físico			Vítima Psicológico			Vítima Físico		
	Não	Sim	p-valor	Não	Sim	p-valor	Não	Sim	p-valor	Não	Sim	p-valor
Abertura	0,07	-0,03	0,00*	0,05	-0,03	0,02**	0,07	-0,06	0,00*	0,09	-0,14	0,00*
Conscienciosidade	0,17	-0,08	0,00*	0,17	-0,09	0,00*	0,17	-0,16	0,00*	0,16	-0,23	0,00*
Extroversão	-0,05	0,02	0,05**	-0,03	0,02	0,16	-0,01	0,02	0,40	0,04	-0,05	0,01*
Amabilidade	0,24	-0,11	0,00*	0,21	-0,11	0,00*	0,20	-0,19	0,00*	0,20	-0,29	0,00*
Est. Emocional	0,12	-0,06	0,00*	0,14	-0,07	0,00*	0,16	-0,15	0,00*	0,10	-0,14	0,00*
Amostra	1.104	2.339		1.222	2.221		1.665	1.778		2.047	1.396	

Nota – *A diferença de médias em características socioemocionais entre exposição ou não do tipo de violência analisada é diferente de 0 a 5%. **A diferença de médias em características socioemocionais entre exposição ou não do tipo de violência analisada é diferente de 0 a 1%. N = 3.443.

Fonte – Elaboração própria.

Tabela D5 – Correlação entre as características socioemocionais em 2012

	Abertura	Conscienciosidade	Extroversão	Amabilidade	Est. Emocional
Abertura	1				
Conscienciosidade	0,439***	1			
Extroversão	0,194***	0,126***	1		
Amabilidade	0,355***	0,538***	0,019	1	
Est. Emocional	0,122***	0,338***	-0,076***	0,335***	1

Nota – *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. N = 2.398.

Fonte – Elaboração própria.

5 Conclusão Geral

O objetivo principal desta tese foi o de identificar os possíveis impactos da exposição à violência sobre os resultados escolares dos estudantes brasileiros. Para isso, duas abordagens foram implementadas. No primeiro caso, analisou-se os efeitos da política de Unidade de Polícia Pacificadora (UPP) no estado do Rio de Janeiro sobre as taxas de violência e, posteriormente, sobre os fluxos escolares do 5º e 9º anos do ensino fundamental nas escolas que estão localizadas nas regiões influenciadas pela política. No segundo caso, através de uma coleta de dados primários realizada na cidade de Sertãozinho (São Paulo), foi verificado o impacto da vitimização e testemunho que crianças, dos 4º, 5º e 6º anos do ensino fundamental, reportaram sobre seu fluxo escolar.

Nos dois casos, a hipótese aventada era que a exposição à violência seja observada em uma região (primeira abordagem) ou mesmo auto-reportada (segunda abordagem) apresenta impacto sobre o fluxo escolar correto dos estudantes. O motivo é que essas crianças poderiam, diante da insegurança de se tornar a próxima vítima ou mesmo sofrer uma revitimização, evitar o ambiente escolar através de faltas escolares, por exemplo. Mesmo aquelas que continuassem a frequentar normalmente as aulas também poderiam ser impactadas diante da violência através de problemas de concentração nas aulas piorando o desempenho acadêmico.

Na primeira abordagem, utilizando modelos de avaliação de políticas públicas, foi possível identificar um aumento nas taxas de violência sobre regiões que não receberam a política de UPP, mas que faziam fronteira com as áreas tratadas pela política. Desta forma, analisou-se as escolas nessas regiões focando naquelas que estavam próximas às áreas de favelas uma vez que essas seriam regiões mais vulneráveis a migração de criminosos. Nessas escolas se identificou uma piora nas taxas de aprovação e reprovação escolar focada em alunos mais novos (do 5º ano do ensino fundamental) que possivelmente eram mais sensíveis a mudanças no ambiente quanto a violência.

Vale observar que também foram estudadas escolas que estavam nas áreas de UPPs. Nesse caso, o efeito encontrado foi o oposto em que houve uma redução nas taxas de violência e, posteriormente, uma melhora nas taxas de aprovação e reprovação nas escolas que estavam nas proximidades das áreas de UPPs. Neste caso, foram os alunos de séries mais avançadas (do 9º ano do ensino fundamental) os afetados que possivelmente deixaram de ter a opção de entrada na criminalidade com o início das UPPs.

Na segunda abordagem, considerando uma painel de dados com estudantes em dois pontos do tempo (2012 e 2017), foi possível verificar que, aqueles que relataram uma exposição à violência física em 2012, eram mais propensos a não evoluírem corretamente

nos seus estudos durante o período de 2013 a 2016. Nesse caso, em específico, ainda é possível identificar que características socioemocionais melhores desenvolvidas podem se apresentarem como fatores protetivos na relação exposição à violência física e atraso escolar.

Portanto, este trabalho chega a resultados que corroboram os efeitos nocivos que a exposição à violência pode ter sobre os estudantes brasileiros. Fato que pode explicar, em partes, os resultados ruins que esses alunos apresentam em provas internacionais e mesmo o problema de progressão escolar enfrentado. Logo, políticas públicas que tenham como foco a melhora dos índices educacionais precisam englobar questões de ambiente escolar como a violência e, possivelmente, incluir na análise características socioemocionais. Como mencionado, essas últimas podem ser de grande importância para reduzir os impactos da violência sobre os resultados escolares.

6 Referências

- AI, C.; NORTON, E. C. Interaction terms in logit and probit models. *Economics letters*, Elsevier, v. 80, n. 1, p. 123–129, 2003.
- BARDAKA, E.; DELGADO, M. S.; FLORAX, R. J. Causal identification of transit-induced gentrification and spatial spillover effects: The case of the denver light rail. *Journal of Transport Geography*, Elsevier, v. 71, p. 15–31, 2018.
- BARRETT, K. L.; JENNINGS, W. G.; LYNCH, M. J. The relation between youth fear and avoidance of crime in school and academic experiences. *Journal of School Violence*, Taylor & Francis, v. 11, n. 1, p. 1–20, 2012.
- BASCH, C. E. Aggression and violence and the achievement gap among urban minority youth. *Journal of school health*, Wiley Online Library, v. 81, n. 10, p. 619–625, 2011.
- BECKER, G. S. Crime and punishment: An economic approach. In: *The Economic Dimensions of Crime*. [S.l.]: Springer, 1968. p. 13–68.
- BIDJERANO, T.; DAI, D. Y. The relationship between the big-five model of personality and self-regulated learning strategies. *Learning and individual differences*, Elsevier, v. 17, n. 1, p. 69–81, 2007.
- BOLLMER, J. M.; HARRIS, M. J.; MILICH, R. Reactions to bullying and peer victimization: Narratives, physiological arousal, and personality. *Journal of Research in Personality*, Elsevier, v. 40, n. 5, p. 803–828, 2006.
- BOROFSKY, L. A. et al. Community violence exposure and adolescents' school engagement and academic achievement over time. *Psychology of violence*, Educational Publishing Foundation, v. 3, n. 4, p. 381, 2013.
- BOWEN, N. K.; BOWEN, G. L. Effects of crime and violence in neighborhoods and schools on the school behavior and performance of adolescents. *Journal of Adolescent Research*, Sage Publications, v. 14, n. 3, p. 319–342, 1999.
- BRILHANTE, T. B. C. *(Re)ordenamento territorial do crime no estado do Rio de Janeiro pós implantação das Unidades de Polícia Pacificadora (UPP)*. Dissertação (Mestrado em Desenvolvimento Territorial e Políticas Públicas) — Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Territorial e Políticas Públicas – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, 2019.
- BUTELLI, P. H. *Avaliação de impacto de políticas de segurança: o caso das Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs) no Rio de Janeiro*. Tese (Doutorado em Economia) — Escola de Pós-Graduação em Economia – Fundação Getúlio Vargas, 2015.
- CABRAL, M. V. d. F. *Avaliação do impacto do Infocrim sobre as taxas de homicídio nos municípios paulistas: Uma aplicação do método de diferenças em diferenças espaciais*. Tese (Doutorado em Economia) — Programa de Pós-Graduação em Economia – Universidade Federal de Juiz de Fora, 2016.

- CAIRNS, R. B.; CAIRNS, B. D.; NECKERMAN, H. J. Early school dropout: configurations and determinants. *Child development*, JSTOR, p. 1437–1452, 1989.
- CALIENDO, M.; KOPEINIG, S. Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of economic surveys*, Wiley Online Library, v. 22, n. 1, p. 31–72, 2008.
- CAMERON, A. C.; TRIVEDI, P. K. *Microeconometrics: methods and applications*. [S.l.]: Cambridge university press, 2005.
- CAMPOS, M. C. *Urban Mobility, Inequality and Welfare in Developing Countries: Evidence from 2016 Olympics in Rio de Janeiro*. Tese (Doutorado) — PUC-Rio, 2019.
- CANAVIRE-BACARREZA, G. et al. *Moving Citizens and Deterring Criminals: Innovation in Public Transport Facilities*. [S.l.], 2016.
- CANO, I.; BORGES, D.; RIBEIRO, E. Os donos do morro: uma avaliação exploratória do impacto das unidades de polícia pacificadora (upps) no rio de janeiro. 2012.
- CARDOSO, F. L. M. G. et al. Homicídios no rio de janeiro, brasil: uma análise da violência letal. *Ciência & Saúde Coletiva*, Associação Brasileira de Pós-Graduação em Saúde Coletiva, v. 21, n. 4, p. 1277–1288, 2016.
- CARLO, G. et al. The interplay of traits and motives on volunteering: Agreeableness, extraversion and prosocial value motivation. *Personality and individual differences*, Elsevier, v. 38, n. 6, p. 1293–1305, 2005.
- CARVALHO, L. S.; SOARES, R. R. Living on the edge: Youth entry, career and exit in drug-selling gangs. *Journal of Economic Behavior & Organization*, Elsevier, v. 121, p. 77–98, 2016.
- CASTRO, T. E. d. *Políticas de segurança pública no Brasil sob o olhar da Economia do Crime: os casos do PRONASCI e Programa Escola da Família*. Tese (Doutorado em Economia) — Programa de Pós-Graduação em Economia – Universidade de São Paulo/Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, 2019.
- CEREZO, A. Cctv and crime displacement: A quasi-experimental evaluation. *European Journal of Criminology*, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 10, n. 2, p. 222–236, 2013.
- CHAGAS, A. L.; AZZONI, C. R.; ALMEIDA, A. N. A spatial difference-in-differences analysis of the impact of sugarcane production on respiratory diseases. *Regional Science and Urban Economics*, Elsevier, v. 59, p. 24–36, 2016.
- CHALFIN, A.; MCCRARY, J. Criminal deterrence: A review of the literature. *Journal of Economic Literature*, American Economic Association 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203-2425, v. 55, n. 1, p. 5–48, 2017.
- COOK, P. J.; KANG, S. Birthdays, schooling, and crime: Regression-discontinuity analysis of school performance, delinquency, dropout, and crime initiation. *American Economic Journal: Applied Economics*, American Economic Association, v. 8, n. 1, p. 33–57, 2016.

- DAVIDSON, R.; MACKINNON, J. *Econometric theory and methods*. New York, 2003.
- DELANEY-BLACK, V. et al. Violence exposure, trauma, and iq and/or reading deficits among urban children. *Archives of pediatrics & adolescent medicine*, American Medical Association, v. 156, n. 3, p. 280–285, 2002.
- DELGADO, M. S.; FLORAX, R. J. Difference-in-differences techniques for spatial data: Local autocorrelation and spatial interaction. *Economics Letters*, Elsevier, v. 137, p. 123–126, 2015.
- DELL, M. Trafficking networks and the mexican drug war. *The American Economic Review*, American Economic Association, v. 105, n. 6, p. 1738–1779, 2015.
- DEUTSCH, J.; HAKIM, S.; WEINBLATT, J. Interjurisdictional criminal mobility: A theoretical perspective. *Urban Studies*, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 21, n. 4, p. 451–458, 1984.
- DOOB, A. N.; WEBSTER, C. M. Sentence severity and crime: Accepting the null hypothesis. *Crime and justice*, University of Chicago Press, v. 30, p. 143–195, 2003.
- DUARTE, R. G. *Os determinantes da rotatividade dos professores no Brasil: uma análise com base nos dados do SAEB 2003*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2009.
- DUBÉ, J. et al. A spatial difference-in-differences estimator to evaluate the effect of change in public mass transit systems on house prices. *Transportation Research Part B: Methodological*, Elsevier, v. 64, p. 24–40, 2014.
- DUBOW, F.; MCCABE, E.; KAPLAN, G. *Reactions to crime: a critical review of the literature: executive summary*. [S.l.]: Department of Justice, Law Enforcement Assistance Administration, National Institute of Law Enforcement and Criminal Justice, 1979.
- DUCKWORTH, A. L.; SELIGMAN, M. E. Self-discipline outdoes iq in predicting academic performance of adolescents. *Psychological science*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 16, n. 12, p. 939–944, 2005.
- EGAN, M. et al. Adolescent conscientiousness predicts lower lifetime unemployment. *Journal of Applied psychology*, American Psychological Association, v. 102, n. 4, p. 700, 2017.
- EHRlich, I. Participation in illegitimate activities: A theoretical and empirical investigation. *Journal of political Economy*, The University of Chicago Press, v. 81, n. 3, p. 521–565, 1973.
- EHRlich, I. Crime, punishment, and the market for offenses. *The Journal of Economic Perspectives*, JSTOR, v. 10, n. 1, p. 43–67, 1996.
- EVERETT, S. A.; PRICE, J. H. Students' perceptions of violence in the public schools: the metlife survey. *Journal of Adolescent Health*, Elsevier, v. 17, n. 6, p. 345–352, 1995.

- FBSP, A. B. d. S. P. *11º Anuário Brasileiro de Segurança Pública*. 2019. <<https://forumseguranca.org.br/wp-content/uploads/2020/10/anuario-14-2020-v1-interativo.pdf>>. [Online; acesso em: 27 ago. 2020].
- FINKELHOR, D. *Childhood victimization: Violence, crime, and abuse in the lives of young people*. [S.l.]: oxford university Press, 2008.
- FINKELHOR, D. et al. *Children's exposure to violence, crime, and abuse: An update*. [S.l.]: Citeseer, 2015.
- FOWLER, P. J. et al. Community violence: A meta-analysis on the effect of exposure and mental health outcomes of children and adolescents. *Development and psychopathology*, Cambridge University Press, v. 21, n. 1, p. 227–259, 2009.
- FREEMAN, R. B. Crime and the labor market. In: CITeseer. *In Crime, edited by James Q. Wilson and Joan Petersilia. Institute for Contemporary Studies*. [S.l.], 1994.
- FREEMAN, S.; GROGGER, J.; SONSTELIE, J. The spatial concentration of crime. *Journal of Urban Economics*, Elsevier, v. 40, n. 2, p. 216–231, 1996.
- FRY, D. et al. The relationships between violence in childhood and educational outcomes: A global systematic review and meta-analysis. *Child Abuse & Neglect*, Elsevier, v. 75, p. 6–28, 2018.
- GAMA, V. A.; SCORZAFAVE, L. G. Os efeitos da criminalidade sobre a proficiência escolar no ensino fundamental no município de são paulo. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, v. 43, p. 447–478, 2013.
- GENNARO, D. D.; PELLEGRINI, G. et al. *Policy evaluation in presence of interferences: A spatial multilevel did approach*. [S.l.], 2016.
- GLAESER, E. L.; SACERDOTE, B. Why is there more crime in cities? *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 107, n. S6, p. S225–S258, 1999.
- GLASØ, L. et al. Do targets of workplace bullying portray a general victim personality profile? *Scandinavian journal of psychology*, Wiley Online Library, v. 48, n. 4, p. 313–319, 2007.
- GONZALEZ-NAVARRO, M. Deterrence and geographical externalities in auto theft. *American Economic Journal: Applied Economics*, American Economic Association, v. 5, n. 4, p. 92–110, 2013.
- GOODMAN-BACON, A. *Difference-in-differences with variation in treatment timing*. [S.l.], 2018.
- GOULD, E. D.; WEINBERG, B. A.; MUSTARD, D. B. Crime rates and local labor market opportunities in the united states: 1979–1997. *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, v. 84, n. 1, p. 45–61, 2002.
- GREENE, W. Testing hypotheses about interaction terms in nonlinear models. *Economics Letters*, Elsevier, v. 107, n. 2, p. 291–296, 2010.

- GRISSOM, J. B.; SHEPARD, L. A. Structural equation modeling of retention and overage effects on dropping out of school. ERIC, 1989.
- GROGGER, J. Local violence and educational attainment. *Journal of human resources*, JSTOR, p. 659–682, 1997.
- HELSLEY, R. W.; STRANGE, W. C. Gated communities and the economic geography of crime. *Journal of Urban Economics*, Elsevier, v. 46, n. 1, p. 80–105, 1999.
- HENG, C.-L.; LESCHIED, A.; KILLIP, S. Violence in schools: Examining the differential impact of school climate on student’s coping ability. *Education Law Journal*, Carswell Publishing, v. 19, p. 95, 2009.
- HIRSCH, A. V. et al. *Criminal deterrence and sentence severity: An analysis of recent research*. [S.l.]: Hart Oxford, 1999.
- HOLLAND, P. W. Statistics and causal inference. *Journal of the American statistical Association*, Taylor & Francis, v. 81, n. 396, p. 945–960, 1986.
- JENSEN-CAMPBELL, L. A.; MALCOLM, K. T. The importance of conscientiousness in adolescent interpersonal relationships. *Personality and Social Psychology Bulletin*, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 33, n. 3, p. 368–383, 2007.
- JOHN, O. P.; SRIVASTAVA, S. et al. The big five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives. *Handbook of personality: Theory and research*, v. 2, n. 1999, p. 102–138, 1999.
- JUVONEN, J.; NISHINA, A.; GRAHAM, S. Peer harassment, psychological adjustment, and school functioning in early adolescence. *Journal of educational psychology*, American Psychological Association, v. 92, n. 2, p. 349–359, 2000.
- KAUFMAN, S. B. et al. Openness to experience and intellect differentially predict creative achievement in the arts and sciences. *Journal of personality*, Wiley Online Library, v. 84, n. 2, p. 248–258, 2016.
- KOKKO, K. et al. Trajectories of prosocial behavior and physical aggression in middle childhood: links to adolescent school dropout and physical violence. *Journal of research on adolescence*, Wiley Online Library, v. 16, n. 3, p. 403–428, 2006.
- KOPPENSTEINER, M.; MENEZES, L. Violence and human capital investments. IZA Discussion Paper, 2019.
- KULIG, T. C. et al. Personality and adolescent school-based victimization: do the big five matter? *Journal of school violence*, Taylor & Francis, v. 18, n. 2, p. 176–199, 2019.
- LAMBERT, S. F. et al. Relationship proximity to victims of witnessed community violence: Associations with adolescent internalizing and externalizing behaviors. *American journal of orthopsychiatry*, Wiley-Blackwell Publishing Ltd., v. 82, n. 1, p. 1, 2012.
- LEUVEN, E.; SIANESI, B. Psmatch2: Stata module to perform full mahalanobis and propensity score matching, common support graphing, and covariate imbalance testing. 2003.

- MAGALONI, B.; FRANCO, E.; MELO, V. Killing in the slums: An impact evaluation of police reform in rio de janeiro. 2015.
- MALTA, D. C. et al. Vivência de violência entre escolares brasileiros: resultados da pesquisa nacional de saúde do escolar (pense). *Ciênc Saúde Coletiva*, SciELO Brasil, v. 15, n. 2, p. 3053–63, 2010.
- MENGO, C.; BLACK, B. M. Violence victimization on a college campus impact on gpa and school dropout. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, SAGE Publications, p. 1–15, 2015.
- MIETHE, T. D. Fear and withdrawal from urban life. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, JSTOR, p. 14–27, 1995.
- MILAM, A.; FURR-HOLDEN, C.; LEAF, P. Perceived school and neighborhood safety, neighborhood violence and academic achievement in urban school children. *The Urban Review*, Springer, v. 42, n. 5, p. 458–467, 2010.
- MISSE, M. Crime organizado e crime comum no rio de janeiro: diferenças e afinidades. *Rev. Sociol. Polit*, SciELO Brasil, p. 13–25, 2011.
- MONTEIRO, J.; ROCHA, R. Drug battles and school achievement: Evidence from rio de janeiro's favelas. *The Review of Economics and Statistics*, v. 99, n. 2, p. 213–228, 2017.
- MUDEGE, N. N.; ZULU, E. M.; IZUGBARA, C. How insecurity impacts on school attendance and school drop out among urban slum children in nairobi. *International Journal of Conflict and Violence (IJCIV)*, v. 2, n. 1, p. 98–112, 2008.
- NEWMAN, K. S. et al. *Rampage: The social roots of school shootings*. [S.l.]: Hachette UK, 2008.
- NOFTLE, E. E.; ROBINS, R. W. Personality predictors of academic outcomes: big five correlates of gpa and sat scores. *Journal of personality and social psychology*, American Psychological Association, v. 93, n. 1, p. 116, 2007.
- NORTON, E. C.; WANG, H.; AI, C. Computing interaction effects and standard errors in logit and probit models. *The Stata Journal*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 4, n. 2, p. 154–167, 2004.
- OAKES, J. M.; KAUFMAN, J. S. *Methods in social epidemiology*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2017.
- O'CONNOR, M. C.; PAUNONEN, S. V. Big five personality predictors of post-secondary academic performance. *Personality and Individual differences*, Elsevier, v. 43, n. 5, p. 971–990, 2007.
- PAXTON, K. C. et al. Psychological distress for african-american adolescent males: Exposure to community violence and social support as factors. *Child psychiatry and human development*, Springer, v. 34, n. 4, p. 281–295, 2004.

- PEGUERO, A. A. Violence, schools, and dropping out: racial and ethnic disparities in the educational consequence of student victimization. *Journal of interpersonal violence*, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 26, n. 18, p. 3753–3772, 2011.
- PENSE, I. *Pesquisa Nacional de Saúde do Escolar*. 2015. <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv97870.pdf>>. [Online; acesso em: 03 mar. 2017].
- PISA, O. *Results in Focus*. 2015. <<http://www.oecd.org/pisa/PISA-2015-Brazil-PRT.pdf>>. [Online; acesso em: 20 abr. 2017].
- PLASSA, W.; PASCHOALINO, A. T. P.; BERNARDELLI, L. V. Violência contra os professores nas escolas brasileiras: determinantes e consequências. XIII Encontro de Economia Paranaense (ECOPAR), 2019.
- PNUD, P. d. N. U. p. o. D. *Relatório do Desenvolvimento Humano*. 2015. <<http://www.br.undp.org/content/brazil/pt/home/library/relatorios-de-desenvolvimento-humano/relatorio-do-desenvolvimento-humano-200014.html>>. [Online; acesso em: 03 nov. 2017].
- POROPAT, A. E. A meta-analysis of the five-factor model of personality and academic performance. *Psychological bulletin*, American Psychological Association, v. 135, n. 2, p. 322, 2009.
- PYNOOS, R. S.; NADER, K. Psychological first aid and treatment approach to children exposed to community violence: Research implications. *Journal of traumatic stress*, Wiley Online Library, v. 1, n. 4, p. 445–473, 1988.
- REYNOLDS, W. Reynolds bully victimization scales for schools: Manual. *San Antonio, TX: The Psychological Corporation*, 2003.
- ROBBINS, S. B. et al. Do psychosocial and study skill factors predict college outcomes? a meta-analysis. *Psychological bulletin*, American Psychological Association, v. 130, n. 2, p. 261, 2004.
- ROBERTS, B. W. et al. A systematic review of personality trait change through intervention. *Psychological Bulletin*, American Psychological Association, v. 143, n. 2, p. 117, 2017.
- ROMANO, E. et al. Childhood maltreatment and educational outcomes. *Trauma, Violence, & Abuse*, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 16, n. 4, p. 418–437, 2015.
- ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, Biometrika Trust, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983.
- RUBIN, D. B. Bayesian inference for causal effects: The role of randomization. *The Annals of statistics*, JSTOR, p. 34–58, 1978.
- SANTOS, M. J. dos; FILHO, J. I. dos S. et al. Convergência das taxas de crimes no território brasileiro. *Revista Economia*, 2011.

- SCHWARTZ, D.; GORMAN, A. H. Community violence exposure and children's academic functioning. *Journal of Educational Psychology*, American Psychological Association, v. 95, n. 1, p. 163, 2003.
- SEVERNINI, E. R.; FIRPO, S. The relationship between school violence and student proficiency. *Department of Economics*, p. 1–35, 2009.
- SHERR, L. et al. Exposure to violence predicts poor educational outcomes in young children in south africa and malawi. *International health*, Oxford University Press, v. 8, n. 1, p. 36–43, 2016.
- SHIELDS, N. et al. Comparing the effects of victimization, witnessed violence, hearing about violence, and violent behavior on young adults. *Journal of Applied Social Science*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 4, n. 1, p. 79–96, 2010.
- SJOQUIST, D. L. Property crime and economic behavior: Some empirical results. *The American Economic Review*, JSTOR, v. 63, n. 3, p. 439–446, 1973.
- SORIĆ, I.; PENEZIĆ, Z.; BURIC, I. The big five personality traits, goal orientations, and academic achievement. *Learning and Individual Differences*, Elsevier, v. 54, p. 126–134, 2017.
- SPOSITO, M. P. As vicissitudes das políticas públicas de redução da violência escolar. In: *Violência e criança*. [S.l.]: Edusp, 2002. p. 249–265.
- STAFF, J.; KREAGER, D. A. Too cool for school? violence, peer status and high school dropout. *Social Forces*, Oxford University Press, v. 87, n. 1, p. 445–471, 2008.
- TANI, F. et al. Bullying and the big five: A study of childhood personality and participant roles in bullying incidents. *School Psychology International*, Sage Publications, v. 24, n. 2, p. 131–146, 2003.
- TEALDE, E. et al. *Do Police Displace Crime? The Effect of the Favela Pacification Program in Rio de Janeiro*. [S.l.], 2015.
- TEIXEIRA, E. C.; KASSOUF, A. L. Impacto da violência nas escolas paulistas sobre o desempenho acadêmico dos alunos. *Economia Aplicada*, SciELO Brasil, v. 19, n. 2, p. 221–240, 2015.
- TITTLE, C. R.; ROWE, A. R. Certainty of arrest and crime rates: A further test of the deterrence hypothesis. *Social Forces*, The University of North Carolina Press, v. 52, n. 4, p. 455–462, 1974.
- TURNER, H. A. et al. Polyvictimization and youth violence exposure across contexts. *Journal of Adolescent Health*, Elsevier, v. 58, n. 2, p. 208–214, 2016.
- VAZ, B. O. E. *Três Ensaios em Microeconometria sobre Crime, Política e Migração*. Tese (Doutorado em Economia) — PUC-Rio, 2014.
- VERBITSKY-SAVITZ, N.; RAUDENBUSH, S. W. Causal inference under interference in spatial settings: a case study evaluating community policing program in chicago. *Epidemiologic Methods*, v. 1, n. 1, p. 107–130, 2012.

VERMETTEN, Y. J.; LODEWIJKS, H. G.; VERMUNT, J. D. The role of personality traits and goal orientations in strategy use. *Contemporary educational psychology*, Elsevier, v. 26, n. 2, p. 149–170, 2001.

VETTENBURG, N. Unsafe feelings among teachers. *Journal of School Violence*, Taylor & Francis, v. 1, n. 4, p. 33–49, 2002.

WAGERMAN, S. A.; FUNDER, D. C. Acquaintance reports of personality and academic achievement: A case for conscientiousness. *Journal of Research in Personality*, Elsevier, v. 41, n. 1, p. 221–229, 2007.

WIDIGER, T. A.; OLTMANN, J. R. Neuroticism is a fundamental domain of personality with enormous public health implications. *World Psychiatry*, World Psychiatric Association, v. 16, n. 2, p. 144, 2017.